
UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E ENERGIA



Inspeção Visual Assistida de Paramentos de Barragens de Betão

Mestrado em Engenharia Geográfica

Sara Raquel Chantre Ramos

Dissertação orientada por:
Prof. Dra. Ana Navarro Ferreira e Eng^a. Ana Fonseca

2015

Resumo

Este trabalho apresenta um estudo de aplicação de técnicas de Processamento Digital de Imagem (PDI) à inspeção visual de obras de engenharia, neste caso particular, o paramento da barragem do Covão do Meio na Serra da Estrela. A Inspeção Visual Assistida (IVisA) é um método de monitorização da evolução destas baseado num levantamento fotográfico e na aplicação de algoritmos de PDI. As técnicas de PDI utilizadas neste estudo contribuíram para efetuar uma avaliação da evolução entre duas campanhas e desenvolver uma solução automática de deteção, identificação e quantificação das diferentes patologias encontradas, bem como um método para a sua monitorização ao longo do tempo. O estudo consistiu no processamento e classificação de várias imagens com duas escalas diferentes: cobertura geral do paramento e cobertura de detalhe de algumas fissuras. O processamento consistiu numa correção geométrica das imagens referentes à segunda campanha de observação de modo a corrigi-las relativamente às imagens da campanha de referência e posteriormente o reconhecimento de padrões comuns, bem como a sua classificação utilizando o método de classificação orientada por objetos (OBIA - *Object Based Image Analysis*) que permite uma identificação mais intuitiva do que a classificação convencional pixel a pixel. Para isso foi utilizado a aplicação *eCognition* que realiza uma segmentação e classificação orientada por objetos em imagens numéricas. No que diz respeito à classificação das imagens das fissuras, foram testados dois métodos de classificação de modo a analisar os produtos resultantes. Os resultados obtidos, ao nível do paramento e das fissuras, foram comparados com os obtidos para a data de referência de forma a identificar as alterações ocorridas entre as duas épocas. Com os métodos propostos e testados é possível identificar todas as patologias presentes em ambas as coberturas analisadas, concluindo-se que a IVisA é uma metodologia extremamente útil para inspecionar obras de engenharia.

PALAVRAS-CHAVE: Processamento Digital de Imagem, Classificação orientada por objetos, Fissuras, Inspeção Visual Assistida

Abstract

This paper presents a study of the application of digital image processing (DIP) techniques for the visual inspection of civil engineering works, in this particular case the wall of the dam Covão do Meio in Serra da Estrela. Assisted Visual Inspection (AVisI) is a method for monitoring the evolution of pathologies based on a photo survey and on DPI algorithms. The DPI techniques were used in this study to assess the evolution of different pathologies between two campaigns and to develop an automatic solution for the detection, the identification and the quantification of the observed pathologies, as well as a method for monitoring them over time. This study consisted in the processing and classifying multiple images with two different scales: overall coverage of the dam and detailed coverage of some cracks. The processing consisted in the geometric correction of the second observation campaign images, to assign the same metrics as the one of the reference campaign images, and then in the recognition of common patterns, as well as their classification using an object oriented classification (OBIA - Object Based Image Analysis) that allows a more intuitive identification way in opposition to the conventional pixel based classification. For this purpose, the eCognition software, which performs a digital image segmentation followed by an object based classification of those, was used. The results of this campaign were compared with the results of the reference campaign in order to identify changes between years. For the dam fissures classification, two different classification methods were tested to analyze the resulting products. Both results obtained for the second campaign (dam parapet walls and fissures) were compared with the ones of the reference campaign in order to identify changes between the two epochs. With the proposed and tested methods it is possible to identify several pathologies and cracks present both in the overall and detailed coverage, and also to conclude that the AVisI is an extremely useful methodology for the inspection and monitoring of civil engineering works.

KEYWORDS: Digital Image Processing, Object Based Image Analysis, Cracks, Assisted Visual Inspection

Agradecimentos

Gostava de poder agradecer ao Laboratório Nacional de Engenharia Civil, por terem aberto as suas portas com grande profissionalismo e com uma grande entreaajuda, que proporcionaram a realização desta dissertação. Não posso deixar de mencionar a Eng^a Ana Fonseca que me facultou este tema extremamente importante, agradecer a sua disponibilidade, bem como a grande boa disposição como explicava os conhecimentos. Um grande agradecimento à Eng^a Dora Roque que sempre teve presente nas altura cruciais do trabalho e pela paciência que teve ao longo dos meses no LNEC, dando um grande apoio e vontade para eu chegar a um resultado. Agradecer à minha colega de gabinete Ângela Barbosa que foi uma ajuda durante a realização deste trabalho.

À Professora Ana Navarro, agradeço a sua orientação e especialmente a deslocação ao LNEC para que em conjunto pudéssemos encontrar soluções para alguns problemas que foram encontrados. Agradeço a tolerância que teve com algumas dúvidas minhas, sempre com um grande profissionalismo.

Aos meus colegas do curso de Engenharia Geográfica que sempre tiveram presentes nas alturas em que só pensava em desistir, mas com o apoio deles encontrei sempre soluções ao problemas encontrados. Um grande obrigada por estes anos magníficos com grandes histórias para contar.

Às minhas amigas que sempre me mantiveram com um bom humor ao longo destes meses de trabalho, quero agradecer por tudo o que fizeram por mim nestes anos universitários.

À minha família que me apoiou incondicionalmente neste duro percurso, que me ajudou dia-a-dia. À minha Mãe que todos os dias me perguntava como ia o trabalho e se interessava genuinamente e me deu muito carinho, conselhos e motivação todos os dias. Ao meu Pai que sempre se disponibilizou para ter conversas extremamente educativas acerca de tudo na vida, que fez com que visse os assuntos de outra perspectiva. Ao meu irmão que se tornou num companheiro para toda a minha vida e me deu muito apoio, estando sempre presente e proporcionando grandes momentos de alegria. Muito obrigada, este trabalho é um pouco vosso!

O meu profundo e sentido agradecimento a todas as pessoas que contribuíram de qualquer forma para a concretização desta dissertação, obrigada!

Índice

1. Introdução.....	1
1.1. Enquadramento.....	1
1.2. Objetivo.....	2
1.3. Estrutura da Dissertação.....	3
2. Estado da Arte.....	4
3. Conceitos teóricos.....	8
3.1. Inspeção Visual Assistida.....	8
3.2. Análise de Imagens Orientada por Objetos.....	9
3.3. Análise por Componentes Principais.....	11
3.4. Validação de Resultados.....	11
4. Descrição do Trabalho.....	13
4.1. Área de Estudo.....	13
4.2. Dados e Aplicações Informáticas Utilizadas.....	14
4.2.1. Fotografias da Cobertura Geral do Paramento.....	14
4.2.2. Fotografias de Detalhe do Paramento.....	16
4.2.3. Aplicações Informáticas Utilizadas.....	17
4.3. Processamento Geométrico.....	18
4.3.1. Cobertura Geral.....	18
4.3.2. Cobertura de Detalhe.....	21
4.4. Processamento Radiométrico.....	24
4.4.1 – Funções de classificação.....	24
4.4.2 – Processamento radiométrico da cobertura geral.....	28
4.4.3 – Processamento radiométrico da cobertura de detalhe: primeiro método...	32
4.4.4 – Processamento radiométrico da cobertura de detalhe: segundo método...	39
5. Resultados e Discussão.....	43
5.1. Processamento Geométrico.....	43
5.2. Processamento Radiométrico.....	45
5.2.1 – Resultados do Processamento radiométrico da cobertura geral.....	45
5.2.2 – Resultados do primeiro método do processamento radiométrico da cobertura de detalhe.....	53
5.2.3 – Resultados do segundo método do processamento radiométrico da cobertura de detalhe.....	60
6. Conclusões.....	65
6.1. Conclusões Finais.....	65
6.2. Perspetivas Futuras.....	67
Referencias Bibliográficas.....	69
Anexos.....	73

Índice De Tabelas

Tabela 5.1 – Número de pontos de controlo utilizados	43
Tabela 5.2 – Matriz de Contingência da classificação da cobertura geral (época de referência).....	51
Tabela 5.3 – Matriz de Contingência da classificação da cobertura geral (época 1)	52
Tabela 5.4 – Validação de resultados para os mosaicos de cobertura geral	52
Tabela 5.5 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem direita (1º método)	58
Tabela 5.6 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem esquerda (1º método)	59
Tabela 5.7 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente no reservatório de água.....	59
Tabela 5.8 – Validação de resultados do primeiro método para as imagens de detalhe	60
Tabela 5.9 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem direita (2º método)	63
Tabela 5.10 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem esquerda (2º método)	63
Tabela 5.11 – Validação de resultados do segundo método para as imagens de detalhe	64

Índice De Figuras

Figura 3.1 - Diagrama da multi segmentação (adaptado de manual do eCognition (2012))	10
Figura 4.1 - Localização da Barragem de Covão do Meio, adaptada de Bing Maps)	13
Figura 4.2 - Barragem Covão do Meio (imagem tirada de CNPGB, 2015)	14
Figura 4.3 - Fotografias da cobertura geral do paramento da barragem.....	15
Figura 4.4 - Molduras das Fissuras em estudo (dimensões A3 e A4 respetivamente) ...	16
Figura 4.5 - Fissura localizada num reservatório de água	17
Figura 4.6 - Pontos de controlo posicionados no paramento.....	19
Figura 4.7 - Mosaico construído com o conjunto de 6 fotografias.....	20
Figura 4.8 - Corte da imagem da fissura no encontro da margem direita	22
Figura 4.9 - Corte da imagem da fissura no encontro da margem esquerda	22
Figura 4.10 - Corte da fissura do reservatório de água.....	23
Figura 4.11 - Fronteira Interna (retirado de Trimble eCognition® Developer 8.8, 2012)	25
Figura 4.12 - Fronteira externa (retirado de Trimble eCognition® Developer 8.8, 2012)	26
Figura 4.13 - Direções que GLCM aplica (retirado de Trimble eCognition® Developer 8.8, 2012).....	27
Figura 4.14 - Projeto para classificar objetos presentes no paramento: a laranja encontra-se classificado o paramento da barragem, a verde os Carbonáto de Cálcio e a vermelho as Infiltrações (época 1).....	30
Figura 4.15 - Classe auxiliar (a roxo) de classificação do paramento (época 1).....	31
Figura 4.16 - Esquema ilustrativo do procedimento realizado para a classificação dos objetos em falta.....	31
Figura 4.17 - Ilustração da segmentação da fissura no encontro da margem esquerda..	32
Figura 4.18 - Ilustração da função de classificação brilho	33
Figura 4.19 - Ilustração da função de classificação logaritmo do brilho.....	33
Figura 4.20 - Valores de cada função para cada objecto escolhido.....	34
Figura 4.21 - Resultado da ACP realizada na aplicação MATLAB.....	35
Figura 4.22 - Função PCA_normalizada para a fissura do encontro da margem esquerda	36
Figura 4.23 - Imagem binária do esqueleto da fissura do encontro da margem esquerda	37
Figura 4.24 - Função PCA_normalizada para a fissura do encontro da margem direita	38
Figura 4.25 - Imagem binária do esqueleto da fissura da margem direita.....	38
Figura 4.26 - FunçãoPCA_normalizada para o reservatório de água.....	38
Figura 4.27 - Imagem binária do esqueleto da fissura do reservatório de água	39
Figura 4.28 - Imagem das diferenças da fissura do encontro da margem esquerda	39
Figura 4.29 - Imagem das diferenças da fissura do encontro da margem direita	40
Figura 4.30 - Imagem das diferenças da fissura do encontro da margem esquerda	41
Figura 5.1 – Imagem com a localização dos pontos de controlo para a fissura do encontro da margem direita (cruzes vermelhas:pontos de controlo, bolas azuis: pontos de validação).....	44
Figura 5.2 - Pontos de validação utilizados para a fissura do encontro da margem esquerda.....	45
Figura 5.3 - Projeto para isolar o paramento (época 1)	45

Figura 5.4 - Classificação dos objetos presentes no paramento: a laranja encontra-se classificado o paramento da barragem, a verde os Carbonáto de Cálcio e a vermelho as Infiltrações (época 1).....	46
Figura 5.5 - Projeto final para classificar objetos presentes no paramento	47
Figura 5.6 - Classificação final editada (época 1)	47
Figura 5.7 - Zoom da Classificação final editada (época 1).....	48
Figura 5.8 - Projeto para isolar o paramento (época de referência)	49
Figura 5.9 - Projeto de classificação de patologias: a laranja encontra-se classificado o paramento da barragem, a verde os Carbonáto de Cálcio e a vermelho as Infiltrações (época de referência)	50
Figura 5.10 - Classificação final editada (época de referência)	50
Figura 5.11 - Zoom Classificação final editada (época de referência).....	51
Figura 5.12 - Interseção do esqueleto com a classificação da fissura do encontro da margem esquerda.....	53
Figura 5.13 - Classificação Final da fissura da margem esquerda com o primeiro método	54
Figura 5.14 - Medição da evolução da fissura do encontro da margem esquerda; época de referência (esquerda) e época 1 (direita).....	55
Figura 5.15 - Interseção do esqueleto com a classificação.....	55
Figura 5.16 - Classificação final da fissura do encontro da margem direita, com o primeiro método	56
Figura 5.17 - Medição da evolução da fissura do encontro da margem direita; época de referência (esquerda) e época 1 (direita)	56
Figura 5.18 - Interseção do esqueleto com a classificação.....	57
Figura 5.19 - Classificação final da fissura do reservatório de água com o primeiro método	57
Figura 5.20 - Medição da evolução da fissura do Seixal.....	58
Figura 5.21 - Objetos captados com a função de classificação distância	61
Figura 5.22 - Imagem a classificação final da fissura do encontro com a margem esquerda; zoom da classificação.....	61
Figura 5.23 - Fissura da margem direita isolada com o algoritmo do segundo método. 62	
Figura 5.24 - Imagem a classificação final da fissura do encontro com a margem direita	62

Lista de Acrónimos:

LNEC- Laboratório Nacional de Engenharia Civil

PDI - Processamento Digital de Imagem

IVisA - Inspeção Visual Assistida

EMQ - Erro Médio Quadrático

ACP - Análise por Componentes Principais

OBIA - *Object Based Image Analysis*

ETRS89 – *European Terrestrial Reference System 1989*

1. Introdução

1.1. Enquadramento

O betão é o material mais usado em todas as construções da civilização moderna. O facto de este não ser volumetricamente estável causa o aparecimento de fissuras que podem provocar problemas indesejados e a deterioração da estrutura, o que poderá obrigar a intervenções de consolidação (Chen *et al.*, 2011).

O Laboratório Nacional de Engenharia Civil (LNEC) faz investigação no âmbito do controlo de segurança de grandes barragens de betão, designadamente: caracterização das propriedades estruturais das obras, das suas funções, dos maciços rochosos em que se inserem, bem como das principais ações que atuam sobre elas; estudo do comportamento das barragens, por intermédio de modelos; monitorização do comportamento das obras em construção e exploração. O estudo do comportamento das barragens com vista à avaliação das suas condições de segurança e de funcionalidade é, na realidade, indispensável – quer nas fases de elaboração dos projetos e de construção das obras, quer após a construção, durante o primeiro enchimento das albufeiras e ao longo da sua exploração (LNEC, 2015).

A Inspeção Visual Assistida (IVisA) de paramentos de barragens é um método não destrutivo de monitorização da saúde estrutural da obra. O principal objetivo deste tipo de monitorização é o desenvolvimento de uma solução automática de deteção, identificação e quantificação de danos, assim como a sua monitorização ao longo do tempo (Chen e Tara, 2010). Neste tipo de inspeção são utilizadas imagens numéricas e geradas representações digitais do paramento, sobre as quais se realiza a quantificação do dano. Nestas imagens podem ser detetadas, localizadas, classificadas e quantificadas anomalias, sendo possível atingir um ou mais destes objetivos em função dos métodos de aquisição e processamento de imagem adotados (LNEC 2011).

As condições de aquisição das imagens condicionam o tipo de produtos que é possível produzir assim como a sua qualidade. O registo das condições geométricas da câmara fotográfica no momento da aquisição das fotografias do paramento da barragem é crítico para o processo. Essa informação é necessária para permitir corrigir imagens multitemporais e para lhes associar uma métrica de modo a realizar medições sobre elas.

A metodologia proposta pelo LNEC para a inspeção visual de paramentos de barragens permite localizar todas as patologias importantes para o controlo da obra, bem como a evolução ao longo do tempo, de forma a dispor de uma ferramenta de monitorização que seja aplicável para as épocas que se seguem.

1.2. Objetivo

O objetivo do estudo realizado é avaliar a capacidade do método IVisA para monitorizar patologias em obras de engenharia, levando a cabo o procedimento de um 2ª campanha de monitorização e comparação com a época de referência.

Neste trabalho, o método da IVisA foi aplicado a fotografias digitais de paramentos de barragens de betão, tendo como objeto de estudo a barragem do Covão do Meio, em Seia. Foi utilizadas uma cobertura fotográfica geral do paramento de jusante e coberturas de detalhe de fissuras selecionadas. Foi feito um estudo comparativo dos resultados obtidos no processamento geométrico e na classificação de fotografias da campanha de aquisição de outubro de 2011, época de referência (época 0) e os resultados de uma segunda campanha realizada em julho de 2013 (época 1), através de métodos de processamento digital de imagem (PDI). O objetivo é efetuar uma avaliação da evolução das patologias entre as duas épocas, usando técnicas de deteção de alterações (*change detection*) (LNEC,2012a). As patologias mais frequentes são as fissuras e os repasses.

De modo a testar a aplicabilidade do algoritmo foi testado um dos métodos de classificação a uma imagem de uma estrutura que apresentava uma tipologia diferente da parede da barragem: um reservatório de água. Como apenas havia reportagem fotográfica de uma época, foi aplicado à sua campanha de referência.

A largura das fissuras, visto o estado em que a fissura se encontra contribuir muito para a necessidade de a monitorizar, foi considerada tendo sido definidos, pelo LNEC três intervalos que permitem classificar a largura das fissuras: de 0 a 0,2 mm, de 0,2 mm a 2,0 mm e superiores a 2,0 mm (LNEC, 2011).

As patologias são caracterizadas pela localização, orientação, extensão, idade, estado, existência e tipo de depósitos (LNEC, 2011). As metodologias desenvolvidas poderão ser adaptadas à inspeção de outros órgãos da barragem tais como encontros, parte emersa do paramento de montante, galerias, maciços de fundação, encostas a montante e a jusante da barragem, (e as estruturas dos órgãos de segurança e exploração (LNEC, 2012b).

1.3. Estrutura da Dissertação

Esta dissertação está organizada em 6 capítulos, divididos em vários subcapítulos.

No primeiro capítulo é descrito o âmbito da dissertação e o enquadramento do estudo. É também apresentado o objetivo do trabalho realizado.

No segundo capítulo é exposto o estado da arte e os métodos que têm sido utilizados em estudos semelhantes.

No terceiro capítulo são referidos alguns conceitos teóricos relativos à Inspeção Visual Assistida, por ser a principal área de estudo, à classificação orientada por objetos por ter sido o método de classificação utilizado no decorrer do trabalho, à análise por componentes principais, que foi essencial para a criação de uma nova função de classificação e por fim, à validação de resultados.

O quarto capítulo apresenta a descrição do trabalho, a área de estudo, como os dados foram tratados e quais as aplicações informáticas utilizadas.

No quinto capítulo são apresentados os resultados do processamento geométrico utilizado, bem como o processamento radiométrico realizado. São expostos os métodos usados e os resultados finais da classificação orientada por objetos.

No sexto e último capítulo são apresentadas as conclusões do trabalho, bem como as perspetivas futuras acerca do assunto aprofundado.

Na parte final da dissertação encontram-se as referências bibliográficas que contêm referências de documentos escritos e sítios da internet utilizados na realização deste trabalho. São, ainda, apresentados anexos com tabelas que apresentam informação auxiliar referente ao estudo desenvolvido.

2. Estado da Arte

As barragens de gravidade são construídas em betão, pois têm a estabilidade assegurada pelo próprio peso, o que faz com que a maioria dos construtores prefira este tipo de material. Os técnicos envolvidos na segurança deste tipo de infraestruturas construídas em betão armado, enfrentam a tarefa de avaliar as fissuras que aparecem na estrutura, para em seguida discuti-las com o dono da obra. O dono da obra pode estar preocupado com a aparência, durabilidade a longo prazo, ou a integridade estrutural da barragem. Por isso é de grande importância desenvolver métodos para que se consiga verificar e monitorizar as fissuras ao longo do tempo.

Douglas (1990) descreve métodos de medição de fissuras que permitem determinar o aumento destas ao longo do tempo, com uma precisão de 0,02 milímetros, com um mínimo de abertura de 0,05 mm, sendo possível decidir se a fissura é nova ou não.

Doihara e Hirono (1992) descrevem um protótipo de um sistema computacional de deteção e medição de fissuras que reconhece o comprimento e a largura das fissuras, o qual foi desenvolvido com a finalidade de avaliação da deterioração de estruturas de betão. As imagens são processadas com um único filtro espacial para a deteção da fissura e desta forma é possível detetar futuras zonas problemáticas para poder repará-las.

Para a delimitação de fissuras foram também adaptados algoritmos sofisticados baseados na teoria da vizinhança, como o algoritmo de Aglomeração Evolutiva Variável (*Manifold Distances*). Neste método Gong *et al.* (2008) utilizam métricas não euclidianas para calcular a proximidade de píxeis da imagem, aglutinando-os em objetos homogêneos. Desta forma, píxeis próximos entre si podem pertencer ao mesmo aglomerado que píxeis situados a distâncias maiores. Esta propriedade torna o algoritmo mais apropriado para a segmentação de imagens onde estejam representados aglomerados com formas complexas, do que um algoritmo de segmentação que seja baseado na distância euclidiana.

Outro método para delinear fissuras consiste na utilização de um modelo de Contornos Ativos Baseado em Curvas de Nível (Chen e Hutchinson, 2010). O contorno da fissura é a curva de nível mínima de uma função de energia. A curva de nível mínima é calculada a partir de um conjunto de curvas de nível iniciais, que são adaptadas à fissura por um método iterativo em que se comparam os níveis de intensidade radiométricos da imagem, dentro e fora das curvas. Apenas quando a curva de nível coincide com a fronteira da fissura, a função de energia apresenta o seu valor mínimo, sendo esse o critério de paragem (Chan e Vese, 2001). Este método permite desta forma distinguir o fundo e a fissura.

Para se poder identificar fissuras numa obra de modo automático quando realizada uma inspeção não destrutiva da estrutura, é necessário remover diversos tipos de ruídos tais como as condições de iluminação irregulares e as sombras ou manchas nas fotografias da estrutura. Fujita *et al.* (2006) descrevem a forma de se poder fazer uma remoção desses ruídos com a realização de dois pré-processamentos. Primeiro, é feita a deteção e remoção de pequenas variações, tais como condições de iluminação irregulares, de modo a se obter uma imagem suavizada pela subtração do resultado do pré-processamento com a imagem original. Em segundo lugar, é usado um filtro de linha com base na matriz Hessiana, que se trata de uma matriz permite calcular os máximos e mínimos da função, que é utilizado para enfatizar as linhas das bordas das fissuras. Fujita *et al.* chegaram a conclusão que o método proposto é eficaz para detetar estas patologias em imagens digitais, sendo a limiarização usada a melhor para separar fissuras de fundo.

Para se delimitarem as zonas mais problemáticas, Gordan *et al.* (2008) propõem uma ferramenta de visão computacional para auxiliar os especialistas na geração de relatórios de vigilância visuais, no que diz respeito à avaliação quantitativa e qualitativa da deterioração do betão. Para a classificação das imagens é utilizada uma classificação não supervisionada *fuzzy c-means* com posterior aplicação de um filtro Sobel para a sua avaliação. Na fase da avaliação é carregada uma imagem juntamente com a sua informação da geometria N_h e N_v (linhas e colunas) e com uma componente de treino é possível ser avaliada a imagem através de cores: verde não deteriorado; amarelo ligeiramente deteriorado; laranja bastante deteriorado e vermelho muito deteriorado.

Da mesma forma em Valença *et al.* (2011) é apresentado um método desenvolvido em laboratório para extrair as discontinuidades presentes na superfície, neste caso fissuras. O método pressupõe a aquisição de fotografias, num período temporal pré-definido, de uma superfície que está a sofrer a ação de forças de compressão. O método desenvolvido inclui as seguintes etapas principais: (1) a marcação no laboratório de uma grelha regular de alvos circulares na superfície em estudo; (2) a determinação da resolução espacial de cada pixel e das coordenadas de cada alvo, em qualquer fase temporal do ensaio; (3) a avaliação do campo de deformação correspondente, permitindo a identificação das áreas onde a extensão principal máxima excede a resistência do betão e o cálculo da direção aproximada das fissuras; (4) o processamento da imagem de forma automática e exclusivamente nas regiões críticas; e (5) a eliminação, através de morfologia matemática, das imperfeições superficiais não lineares.

Yamaguchi e Hashimoto (2009) propõem um método automático de deteção de fissuras de forma a lidar com a influência da iluminação não uniforme, onde executam uma interpolação linear utilizando uma imagem binária da fissura detetada, e a imagem original para obter uma

imagem de fundo. A correção de sombreado é então realizada por meio da diferença entre a imagem de fundo e a imagem original. De forma a detetar a fissura é utilizado o modelo físico baseado no fenómeno natural da percolação por um líquido. O modelo de percolação é eficaz para extrair aglomerados de píxeis correspondentes à fissura. Assim se o pixel pertencer à fissura, a região de percolação cresce linearmente (monodirecional), enquanto que se pertencer ao fundo cresce para todos os lados (omnidirecional). De forma a poder realçar as bordas da fissura é realizado um processo de dilatação, para que de seguida seja construída uma diferença entre a imagem do fundo original e a imagem com a informação do brilho de cada pixel. A construção do fundo é realizada por meio de interpolação linear da informação da imagem original e da imagem binária depois da operação da dilatação. Depois é isolado o brilho da fissura (que apresenta valores à volta de zero) e o brilho do fundo (255) para uma imagem denominada de I. Em seguida é efetuada uma erosão da imagem I, sendo que o valor do brilho é calculado através de um procedimento iterativo em que só finaliza quando a erosão terminar.

Posteriormente é realizada uma esqueletização da imagem, ou seja um adelgaçamento, de forma a analisar os píxeis vizinhos. Desta forma o valor do pixel é adicionado ao pixel vizinho para se visualizar se apresenta valor menor. Como as fissuras têm valores mais baixos que o fundo é possível descobrir, através deste processo iterativo, o limiar fissura-fundo. Chen e Hutchinson (2010) basearam-se também na medição de fissuras através do uso do método de esqueletização para obter o centro do objeto, mas propõem em alternativa a aplicação de operadores, tais como o de Canny, que utilizam de uma forma iterativa de encontrar regiões de interesse, que vão convergindo até obter os contornos finais da fissura. Desta mesma forma obtêm-se o centro da fissura e para calcular a sua largura utilizam-se com operações booleanas para extrair a distância do centro da fissura e os seu respectivo ao limite.

Uma das grandes dificuldades na medição da largura das fissuras é a identificação das suas bordas. Bruno *et al.* (2011) apresenta uma forma de realçar as bordas utilizando uma metodologia que envolve uma combinação de um filtro de Canny e com a técnica *watershed*, a fim de obter uma segmentação mais precisa da imagem. Esta técnica pressupõe uma análise do histograma de forma a identificar os diferentes "picos" de intensidade de cada pixel para poder definir um valor de limiar. Para obter os contornos utiliza-se o filtro de Canny para a obtenção de uma imagem binária das fronteiras das regiões e de seguida utiliza-se o método *watershed* que permite executar uma segmentação da imagem por interpretação dos valores dos píxeis como altitude, fazendo uma representação tridimensional do resultado final. Para reconstruir o contorno da borda de forma a poder obter o valor das distâncias aplica-se um operador morfológico: distância booleana. Esta atribui a cada pixel um valor não nulo como função de distância.

Zhang *et al.* (2014) fotografaram superfícies de túneis em que as regiões escuras locais com defeitos que podem ser potenciais fissuras são segmentadas a partir das imagens originais em escala de cinza utilizando técnicas de processamento morfológico de imagens e limiarizações. No processo de extração dos limites das fissuras, apresentam um descritor de forma baseado na análise do histograma que descreve eficazmente a diferença da forma espacial entre fissuras e outros objetos irrelevantes. Em comparação com as imagens em escala de cinza originais, mais de 90% do comprimento da fissura é preservado nas imagens binárias.

3. Conceitos teóricos

3.1. Inspeção Visual Assistida

Com o avanço tecnológico e a integração de sistemas, várias empresas procuram uma forma de monitorização visual, em tempo real, de prevenir falhas e diminuir riscos, reduzindo satisfatoriamente o tempo de determinadas etapas e ao mesmo tempo, aumentando a confiança dos processos baseados em processamento digital de imagem. Estes processos têm sido cada vez mais aplicados em diversas áreas, como por exemplo, a interpretação de fotografias aéreas, os diagnósticos médicos e naturalmente na indústria. A inspeção da qualidade numa indústria baseia-se na observação de um mesmo tipo de produto em conformidade com um padrão. Considerando que na maioria das indústrias os produtos apresentam um elevado índice de uniformidade, exige-se uma grande concentração por parte do operador classificador. A monitorização automática destaca-se, principalmente, pela substituição do homem pela máquina, visando compatibilizar as fases de produção e inspeção, face às elevadas taxas de produção verificadas atualmente (Bueno *et al.*, 2000). Um sistema de visão automático para resolver este tipo de problemas industriais deve apresentar os seguintes requisitos: ter a capacidade de detetar vários tipos de defeitos, ter em conta o tempo de execução e o custo computacional, efetuar uma aquisição de imagens adequadas à resolução do problema e ter em conta uma quantidade suficiente de amostras de cada tipo de defeito para ter (Martins, 2013). Estes requisitos são alcançados com a construção de um sistema que forneça aos colaboradores empresariais uma estratégia de análise visual, proporcionando um aumento da confiança na operação realizada e reduzindo a necessidade de acesso à zona de construção para confirmação da evolução da degradação (Bonfim e Bastos, 2012).

O LabImagem do Núcleo de Geodesia Aplicada do Departamento de Barragens de Betão do LNEC tem desenvolvido estudos de aplicação de técnicas de inspeção visual assistida (IVisA) em que se aplicam algoritmos de processamento digital de imagem a fotografias numéricas para caracterizar e monitorizar patologias em obras de engenharia. A utilização desta técnica processa-se em três fases: (1) a aquisição das imagens, (2) o seu processamento geométrico e (3) a extração de informação relevante para a análise. Os objetos de estudo podem ser bastante diversificados, tendo já sido aplicada a paramentos de barragens de betão, superfícies azulejadas e escavações em encostas para a construção de barragens. Enquanto em alguns casos de estudo se pretende realizar uma análise estática, como nas superfícies azulejadas, em que o objetivo é a construção de um registo gráfico de danos para uma determinada época, noutras situações pretende-se efetuar uma análise dinâmica, avaliando a evolução do fenómeno ao longo do

tempo. No caso dos paramentos de barragens e das encostas, o fenómeno evolui lentamente, sendo suficiente adquirir imagens com uma frequência que vai desde a diária à anual. No entanto, para determinados estudos em que o fenómeno se desenvolve rapidamente, a aquisição de imagens tem de ser realizada com uma frequência elevada, sendo aconselhável, em alguns casos, a utilização de câmaras de vídeo em vez de câmaras fotográficas (LNEC, 2013).

3.2. Análise de Imagens Orientada por Objetos

Existe uma necessidade cada vez maior de obter uma forma de classificação automática de imagens obtidas quer por deteção remota, quer por fotogrametria aérea ou terrestre. A classificação de imagens baseada em píxeis utiliza valores de informação digital espectral (*Digital Numbers* - DN) armazenados na imagem e classifica as imagens, considerando as semelhanças espectrais com as classes pré-definidas (Casals-Carrasco *et al.*, 2000).

O conceito de análise de imagens orientada por objectos (em inglês *Object Based Image Analysis* - OBIA) como uma alternativa a uma análise baseada no pixel foi introduzido em 1970. A aplicação prática inicial era a automatização de extração de características lineares. A ideia de classificar objetos decorre do facto de que a maioria dos objetos presentes na imagem apresentam propriedades, tais como a textura, que são negligenciadas em classificações convencionais (Gao e Mas, 2006).

A classificação orientada por objetos trata-se de uma técnica utilizada para analisar imagens digitais em alternativa à análise tradicional baseada na classificação pixel-a-pixel. Enquanto a classificação pixel-a-pixel da imagem é apoiada na informação de cada pixel, a classificação orientada por objetos é baseada na informação dos conjuntos de píxeis que formam os objetos da imagem. Os píxeis vizinhos que são semelhantes entre si são agrupados em objetos com base na cor, no tamanho, na forma e na textura.

A OBIA utiliza informação espectral, estrutural, contextual e do domínio espacial para a classificação dos objetos. Na fase inicial de desenvolvimento da OBIA, os objetos gerados com base em limites pré-definidos, e as classificações baseadas nesses objetos apresentaram resultados com precisão superior, comparando com aqueles obtidos por métodos baseados na análise pixel-a-pixel (Gao e Mas, 2006).

A classificação orientada por objetos é composta por 2 passos: (1) inicialmente é feita a segmentação da imagem em objetos com base nas características das classes que se pretende

identificar (fator de escala, forma e cor dos píxeis), (2) de seguida, explorando as propriedades dos objetos obtidos, são identificadas funções de classificação, de forma a associar esses objetos às respetivas classes.

A segmentação tem por base vários fatores relevantes que têm de ser considerados quando se pretende realçar um dado conjunto de objetos, tais como o fator de escala, a cor e a forma (Figura 3.1). No que diz respeito ao fator de escala este define qual o tamanho dos objectos resultante, sendo que um fator de escala grande deixa a imagem com objectos de grande tamanho. Atribuindo mais peso à cor, retira-se peso à forma (e vice-versa). O peso associado à forma é distribuído de modo a que o objeto possa ser mais alongado (suavidade) ou compacto (compacidade). No processo da segmentação é possível não se encontrar os fatores exatos para que se obtenham os objetos delimitados da forma como o utilizador deseja. Para isso será necessário realizar uma segmentação a um nível inferior, que realiza uma nova segmentação dos objetos já segmentados, subdividindo-os recorrendo à utilização de um fator de escala mais baixo. Da mesma forma que é possível subdividir objetos com uma segmentação a um nível inferior, sendo possível agrupá-los em objetos diferentes com uma segmentação de nível superior.

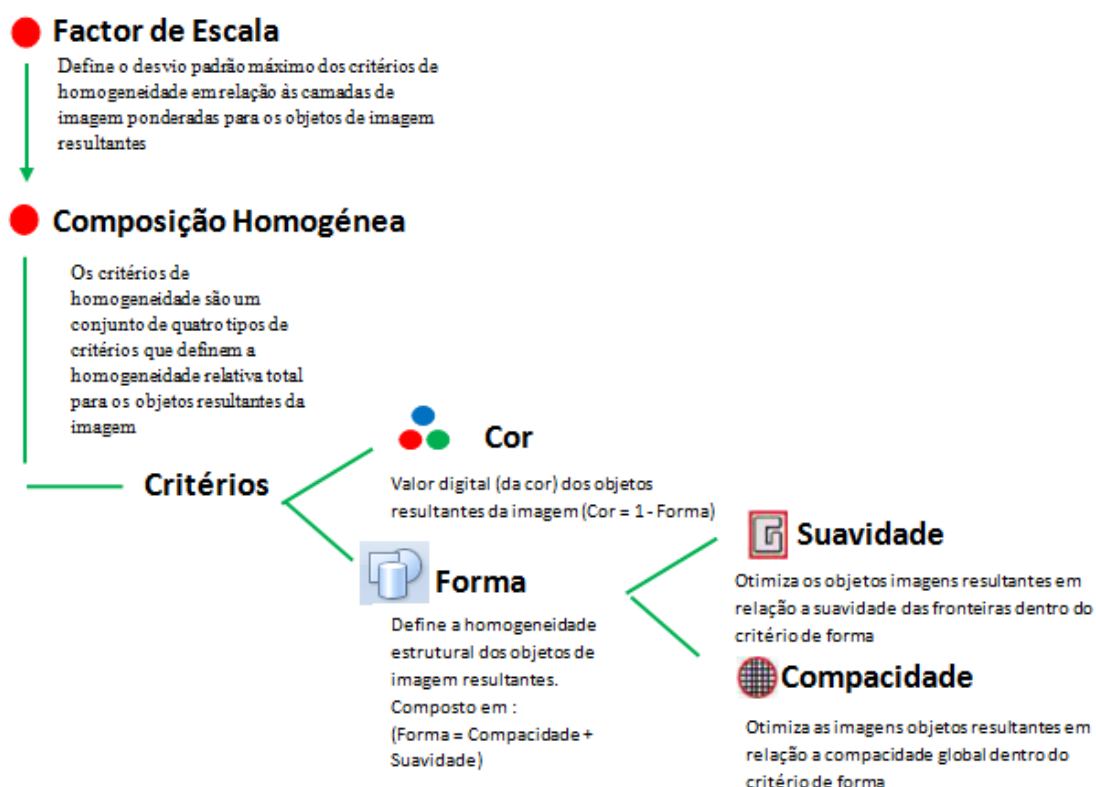


Figura 3.1 - Diagrama da multi segmentação (adaptado de manual do eCognition (2012))

3.3. Análise por Componentes Principais

A Análise por Componentes Principais (ACP) é uma técnica de análise exploratória de dados que transforma um conjunto de variáveis correlacionadas num conjunto de variáveis independentes, designadas por componentes principais. Desta forma, consegue-se simplificar os dados através da redução do número de variáveis necessárias para os descrever, uma vez que algumas das componentes principais constituem ruído para a aplicação em causa. As componentes principais são combinações lineares das variáveis originais e podem ser utilizadas como indicadores que resumem a informação disponível nas variáveis originais (Moreira, 2007).

A ACP é ótima para a eliminação da redundância na identificação de certos conjuntos e variáveis. As componentes principais são calculadas a partir da matriz de correlação ou matriz de variância/covariância. Sob o ponto de vista formal, fazer uma análise de componentes principais consiste em realizar uma mudança da base do espaço vetorial do conjunto de dados. Cada objeto (neste caso cada elemento), que era então representado num espaço N-dimensional definido pelas N variáveis passa a ser representado por N componentes principais. Dado que as primeiras componentes respondem pela maior parte da variância, podemos então simplificar o número de componentes fazendo uma análise de qual a percentagem de informação relevante, diminuindo o número de componentes sem se ter uma perda significativa de informação (Lyra *et al*, 2010).

3.4. Validação de Resultados

O produto obtido por meio de processamento digital de imagens pode variar em função da área de estudo, da época em que foi adquirida a imagem e dos métodos utilizados para extrair informação dessa imagem. O erro obtido nos resultados deste processamento é a diferença entre o valor medido e o valor convencionalmente aceite como verdadeiro, sendo imprescindível quantificá-lo, com o objetivo de aferir a qualidade do produto final.

Nesta validação é gerada uma amostra completamente aleatória de forma a se avaliar a classificação que qualquer amostra encontrada. Este método permite que seja feita uma verificação da classificação realizada para de seguida avaliar o que foi corretamente classificado. Com estes valores é calculada a sua exatidão global bem como o índice *kappa* de concordância da classificação realizada.

A exatidão global é a soma das unidades da amostra corretamente classificadas dividida pelo número total de unidades da amostra. Este valor é a estatística mais usada na avaliação da exatidão da classificação. As exatidões do produtor e do utilizador permitem avaliar as exatidões individuais de cada classe, em vez de apenas da exatidão global da classificação. Para avaliar a exatidão de um mapa temático são utilizados os métodos de análise estatística multivariada discreta. Este métodos são utilizados para avaliar, ente outras propriedades, a concordância entre distribuições estatísticas de variáveis que constituem os atributos de uma população e que são alvos de uma classificação cruzada realizada sobre uma amostra dessa população. Essa classificação cruzada gera uma tabela ou matriz de contingências que apresenta as enumerações de todas as possíveis combinações de classificações temáticas. No que diz respeito à atribuição dos elementos de imagem às classes temáticas podem cometer-se dois tipos de erros: erro de omissão que consiste em não atribuir a uma classe um elemento de imagem que efectivamente lhe pertence, ou um erro de comissão que consiste em atribuir a uma classe um elemento de imagem que não lhe pertence. (Fonseca e Fernandes, 2004).

Por fim calcula-se o Índice *Kappa*, para avaliar a exatidão temática por ser mais sensível às variações de erros de omissão e comissão. A sua grande vantagem é que para o seu cálculo não se incluem somente os elementos da diagonal principal e sim todos os elementos da matriz de contingência. No cálculo do índice *Kappa* é necessário a construção de um imagem que ilustra a área de estudo, para que se possa fazer uma tabulação cruzada indicando a proporção de casos presentes e/ou ausentes nos mapas: amostra classificada e o amostra real (Fórmula 3.1).

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}} \text{ ou } K = \frac{T * S - M}{T^2 - M} \quad (3.1)$$

onde, na primeira expressão n é a variável representada por T na segunda expressão e descreve o total de amostras aleatórias analisadas, n_{ii} é o valor das diagonais fazendo com que a letra S da segunda expressão descreva o somatório da diagonal da matriz de confusão gerada e M descreve a multiplicação da soma dos valores das colunas com os valores das linhas (n_{i+} são os valores das linhas e n_{+i} os das colunas).

4. Descrição do Trabalho

4.1. Área de Estudo

A Barragem de Covão do Meio localiza-se no concelho de Seia do distrito da Guarda em Portugal, tendo entrado em funcionamento em 1953 (Figura 4.1).

É uma barragem de betão com uma parte da estrutura em arco e outra de gravidade, possuindo uma altura de 31,5 m acima da fundação (25 m dos quais acima do terreno natural), um comprimento de coroamento de 300 m e um volume de betão de 9000 m³ (Figura 4.2). É uma barragem que é utilizada como armazenamento de água que se desloca para uma barragem vizinha que é utilizada como fonte de energia (CNPGB, 2015).



Figura 4.1 - Localização da Barragem de Covão do Meio, adaptada de Bing Maps)



Figura 4.2 - Barragem Covão do Meio (imagem tirada de CNPGB, 2015)

4.2. Dados e Aplicações Informáticas Utilizadas

4.2.1. Fotografias da Cobertura Geral do Paramento

Foram utilizadas fotografias adquiridas no dia 5 de julho de 2013 durante a tarde, com céu limpo e com uma câmara digital Nikon modelo D200 existente no LabImagem do LNEC, que pode ser utilizada com objetivas da marca Nikkor com diferentes distâncias focais. Para este trabalho foi usada uma distância focal de 35 mm e a câmara foi estacionada num pilar da rede de observação geodésica da barragem situado, aproximadamente, a 90 m do paramento. Cada fotografia captada contém uma porção de paramento, tendo um especial cuidado para conseguir aproximadamente a mesma percentagem de sobreposição em todas as fotografias (por volta de 70% de sobreposição). Na Figura 4.3 estão exemplificadas algumas fotografias obtidas utilizando este procedimento.



Figura 4.3 - Fotografias da cobertura geral do paramento da barragem

A dimensão do pixel das imagens obtidas é calculada a partir dimensões do sensor. A radiação eletromagnética que atravessa a objetiva é registada num sensor com 3872 píxeis x 2592 píxeis correspondentes a 23,6 mm x 15,8 mm. Com estas medidas é possível calcular que esta grandeza apresenta o valor de 0,0061 mm (LNEC, 2012b).

A dimensão do pixel à escala do objeto, para cada fotografia da cobertura geral, foi obtida através da fórmula 4.1.

$$Pixel_{objecto} = \frac{dist}{c} \times pixel \quad (4.1)$$

onde *dist* é a distância entre a câmara e o objeto, *c* é a distância focal da objetiva e *pixel* a dimensão do pixel no sensor, que neste caso é de 0,006 mm.

4.2.2. Fotografias de Detalhe do Paramento

Para a identificação e monitorização de fissuras de forma mais detalhada, a resolução espacial das fotografias da cobertura geral do paramento da barragem é insuficiente. Assim foram monitorizadas duas fissuras próximas dos encontros com as margens que foram fotografadas com o auxílio de um tripé posicionado a curta distância do paramento da barragem, tendo sido registada a distância a que se estacionou o tripé. Através da utilização de um distanciómetro foi possível medir a distância câmara-objeto. Esta medida revelou-se fundamental, visto ser necessária para o cálculo da resolução de cada fotografia.

A fotografia do encontro da margem esquerda foi a primeira a ser registada, no dia 5 de julho de 2013 durante a manhã, por se encontrar completamente à sombra, tendo sido registada uma distância câmara-objeto de 1,57 m. De seguida, procedeu-se ao registo da imagem da fissura presente no encontro da margem direita esta estar totalmente exposta ao sol, a fim de evitar que uma iluminação parcial da fissura, tendo sido posicionado o tripé a uma distância de 0,40m.

Para associar uma métrica à imagem, foram colocadas molduras à volta das fissuras em estudo durante a aquisição das fotografias (Figura 4.4). Estas molduras foram construídas no LNEC e apresentam pontos com coordenadas associadas, com distâncias entre si de 5mm (LNEC, 2012).



Figura 4.4- Molduras das Fissuras em estudo (dimensões A3 e A4 respetivamente)

Para poder confirmar o desempenho do algoritmo desenvolvido para o paramento de barragens, foi utilizado um terceiro caso de estudo, bem comportado: uma fissura na parede de um reservatório de água no Município do Seixal, em que o *background* tem pouco ruído (Figura 4.5).



Figura 4.5 - Fissura localizada num reservatório de água

A Tabela 1 do Anexo ilustra a distância focal de cada fotografia de detalhe, bem como a que distância do paramento se obteve a fotografia, de forma a poder-se calcular a resolução espacial de cada imagem.

4.2.3. Aplicações Informáticas Utilizadas

Para a realização deste estudo foram utilizadas as seguintes aplicações informáticas proprietárias: *Geomatica (Versão 10.3)*, *ArcGIS (Versão 10.2)*, *MATLAB (Versão 2013)* e *eCognitionDeveloper 8*.

A aplicação *PCI Geomatica* foi utilizada para criar, visualizar e manipular os mosaicos para a cobertura geral da barragem, construídos com a totalidade das fotografias obtidas. Quanto à aplicação *ArcGIS*, esta foi usada para efetuar a georreferenciação das imagens e a subtracção das mesmas, para se poder visualizar as diferenças entre épocas de fotografias e se identificarem crescimentos de fissuras. A criação de imagens binárias, bem como a exportação dos coeficientes das combinações lineares provenientes da ACP foi efetuado recorrendo à aplicação *MATLAB*. Por último, a aplicação *eCognitionDeveloper 8* permitiu realizar a segmentação das imagens em objetos, aglutinando os píxeis em polígonos, em função de critérios previamente estabelecidos e a posterior classificação desses polígonos.

4.3. Processamento Geométrico

O processamento geométrico nas suas linhas gerais foi realizado para ambas as coberturas realizadas: geral e de detalhe.

Para as fotografias de cobertura geral, constitui na criação de um mosaico, ou seja, um imagem única que cobra todo paramento da barragem, seguindo-se de um sobreposição desse mosaico com o mosaico, já criado, da cobertura geral da época de referência. Este último passo é de extrema importância visto que é essencial para a comparação entre épocas e, como tal, teria de realizar uma sobreposição que resultasse de um EMQ inferior à resolução da imagem.

Para a cobertura de detalhe o processamento geométrico foi constituído, inicialmente pelo corte das imagens captadas, visto conterem fatores como sombras e irregularidades que não auxiliam o estudo, seguido da sobreposição das imagens das duas épocas com o cuidado de obter um EMQ inferior às respectivas resoluções das imagens.

4.3.1. Cobertura Geral

Após terem sido adquiridas as fotografias da cobertura geral do paramento da barragem, foi realizado o processamento geométrico destas. Neste caso foram utilizadas para a construção de um mosaico, ou seja, foi construída uma única imagem onde é visível todo o paramento. O objetivo era o de ligar todas as fotografias, adquiridas com a mesma constante da câmara, a partir do mesmo ponto de vista, de forma a obter um mosaico com a área do paramento da barragem. Nesta fase foi usado um conjunto de 6 fotografias que abrangiam todo o paramento e que apresentavam uma sobreposição longitudinal que rondava os 70% entre estas.

O algoritmo matemático adotado para a formação de mosaicos, tendo sido considerado que o melhor para este estudo seria o modelo polinomial, visto que este modelo é o mais indicado para utilizar com informação a duas dimensões (*PCI Geomatics*®,2009). Este modelo ajusta as fotografias através de um polinómio, recorrendo à mediação de pontos comuns (pontos de controlo) na imagem a corrigir geometricamente e numa fonte de informação de referência, tal como, outra imagem ou um ficheiro vetorial (LNEC,2012b). Visto que não existe uma área comum a todas as fotografias da cobertura, foi necessário dividir as imagens em dois lotes, de modo a criar dois mosaicos mais pequenos com o fim de os juntar num mosaico final. Para a correção geométrica de cada mosaico intermédio, foram utilizadas como referência imagens que continham área comum com as restantes imagens do seu lote. Para a formação do mosaico final foi considerado um dos mosaicos intermédios como referência. Foi considerado um número mínimo 7 pontos comuns em cada par de imagens dado o número mínimo de pontos de controlo

necessários para se realizar o ajustamento com um polinómio de segundo grau é ser 6 (*PCI Geomatics*®,2009). Sendo assim foram procurados diferentes pontos homólogos nas várias fotografias, de modo a poder ligá-las (Figura 4.6).



Figura 4.6 - Pontos de controlo posicionados no paramento

O valor máximo de resíduos obtidos neste procedimento teria de ser inferior à dimensão do pixel, calculado previamente, tendo sido verificado se esta condição era respeitada à medida que se introduziam novos pontos.

Para a construção dos mosaicos foi considerada a informação radiométrica das zonas de sobreposição entre imagens, de forma a não existirem descontinuidades na radiometria da imagem final.

Como passo final, a junção das imagens num só mosaico foi realizada de forma manual, uma vez que a ferramenta automática introduzia demasiadas descontinuidades radiométricas nas imagens, sendo preciso um controlo mais rigoroso por parte do operador.

A Figura 4.7 ilustra o mosaico final, que apresenta uma resolução espacial de 15 mm.



Figura 4.7 - Mosaico construído com o conjunto de 6 fotografias

De seguida, foi realizado o correção do mosaico da época 1 relativamente ao mosaico construído para a época de referência (outubro de 2011), com as fotografias adquiridas a partir do mesmo pilar e com a mesma objetiva. O mosaico da época de referência fora previamente corrigido com base num ficheiro vetorial do alçado da barragem, associado a um dado sistema de coordenadas métrico, fornecido pelo Núcleo de Modelação e Mecânica das Rochas do Departamento de Barragens de Betão do LNEC. Este correção do mosaico referente à época em estudo foi realizado através da identificação de pontos homólogos nos dois mosaicos, tendo sido utilizado o modelo matemático *spline* para se obter um ajuste final. Este realiza uma sobreposição eficiente, mas também tem o inconveniente de deformar a parte intermédia da imagem que não se encontre preenchida com pontos, razão pela qual foi necessário utilizar um elevado número de pontos (cerca de 60 pontos).

O objetivo seria o de obter ter uma sobreposição do mosaico da segunda época com o da primeira de forma a ficar com a mesma métrica e obter as alterações com rigor. A aplicação *ArcGis* foi selecionada pois permite escolher vários modelos matemáticos, como o modelo polinomial de primeiro, segundo e terceiro grau bem como o modelo *spline* utilizado para se realizar a sobreposição dos mosaicos. Desta forma era marcado um ponto na primeira imagem (a imagem a ser corrigida) e de seguida era identificado esse mesmo ponto na segunda imagem.

De forma a verificar a qualidade do correção, selecionaram-se 18 pontos de validação independentes dos de controlo e utilizou-se a equação 4.2 para determinar o erro médio quadrático (EMQ):

$$EMQ = \sqrt{\frac{\sum ((x_{\text{época } 0} - x_{\text{época } 1})^2 + (y_{\text{época } 0} - y_{\text{época } 1})^2)}{n-1}} \quad (4.2)$$

onde $x_{\text{época}0}$ e $y_{\text{época}0}$ são as coordenadas da imagem referentes à época de referência, $x_{\text{época}1}$ e $y_{\text{época}1}$ à época 1 e n o número de pontos de validação escolhidos.

4.3.2. Cobertura de Detalhe

À semelhança do trabalho realizado para a cobertura geral, as fotografias da cobertura de detalhe foram corregistadas com as fotografias adquiridas na campanha de referência, de modo a realizar o estudo da evolução de cada fissura em relação à época de referência (outubro de 2011). Nesta fase tornou-se extremamente importante o facto de se associar um sistema de coordenadas às fotografias, necessário para a medição das alterações verificadas nas patologias entre as duas épocas.

De modo a verificar se a georreferenciação teria sido bem realizada foi feito um controlo de qualidade. Este controlo foi realizado através de pontos de validação que foram identificados em ambas as fotografias, sendo exportadas as correspondentes coordenadas imagem, de forma a ser efetuado o cálculo do EMQ, através da Equação 4.2. Este processo foi repetido para as restantes imagens de fissuras em estudo.

Após a obtenção de um corregisto das imagens com valor de EMQ abaixo da resolução da imagem, foi realizada uma subtração entre as imagens das duas épocas, dando origem a uma imagem de diferenças. Através dessa imagem de diferenças foi possível efectuar uma comparação e visualização das alterações ocorridas na fissura. As várias fotografias relativas à época de referência apresentavam sombras devido ao facto de terem sido obtidas em diferentes alturas do dia e/ou em diferentes alturas do ano. Isto foi um dos graves entraves à realização do trabalho, visto que perante esta situação foi preciso tomar uma decisão.

Perante os diferentes cenários, foi preciso fazer cortes nas fotografias de forma a obter uma zona da fotografia sem sombra ou com pouco contraste. Na Figura 4.8 estão ilustradas as modificações realizadas na fissura do encontro da margem direita.

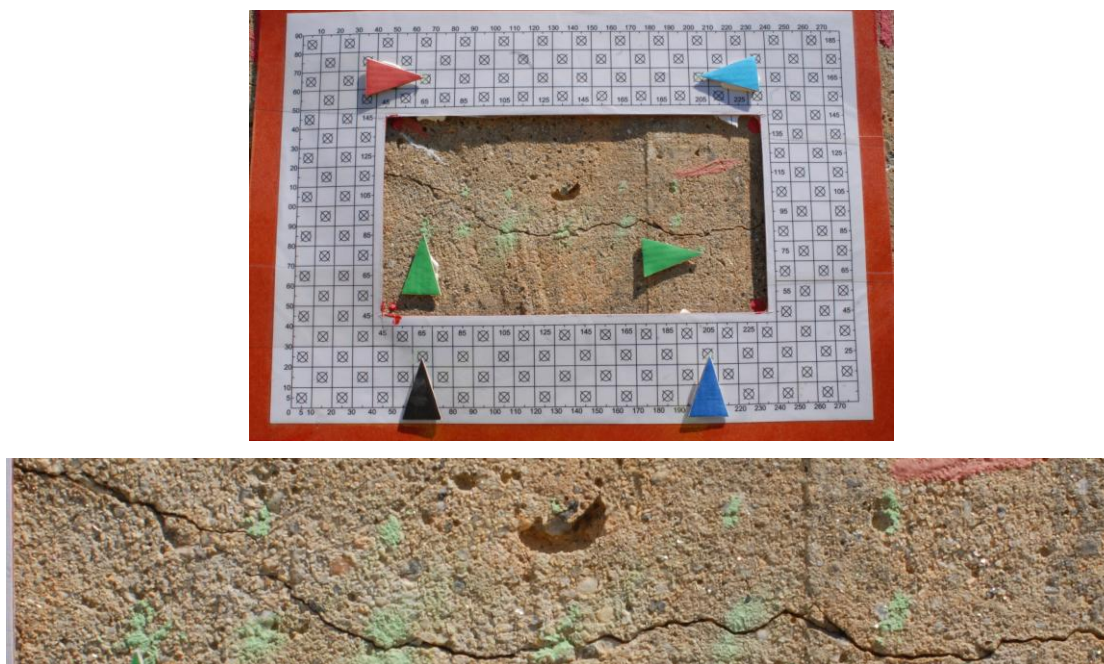


Figura 4.8 - Corte da imagem da fissura no encontro da margem direita

No caso da fissura no encontro da margem esquerda foi localizada de uma zona que apresentasse pouco ruído (Figura 4.9). Tal deveu-se ao facto de a zona do paramento onde se encontra a fissura possuir uma larga variedade de tons escuros, o que dificultou a tarefa final de isolar a patologia. A Figura 4.9 mostra o corte que foi feito.



Figura 4.9 - Corte da imagem da fissura no encontro da margem esquerda

Finalmente, a fissura do reservatório de água apresentava uma área escura presente no centro da imagem. Como tal foi necessário cortar de modo a ficar apenas com uma zona que não mostrasse a moldura mas apenas apresentasse a fissura (Figura 4.10).



Figura 4.10 – Corte da fissura do reservatório de água

Estes problemas foram anotados para serem tomados em conta numa futura campanha, de modo a que se possa apenas georreferenciar as fotografias e de seguida correr o algoritmo.

Depois de ter sido realizado o corte nas diferentes fotografias, foi realizada uma diferença de imagens de detalhe do paramento da barragem de forma a identificar zonas onde a fissura sofreu alterações. Estas são as imagens que posteriormente foram utilizadas para o processamento radiométrico.

4.4. Processamento Radiométrico

O objetivo final do processamento radiométrico realizado neste estudo é dispor de um algoritmo de classificação automática de imagens do paramento da barragem que se possa aplicar em diferentes épocas. Para isso, foi construído um algoritmo de classificação com base em OBIA. O algoritmo é constituído por duas fases: uma segmentação orientada por objetos e uma classificação destes em função do tipo de patologia. Para segmentar os mosaicos da cobertura geral para as duas épocas foram realizadas segmentações com base em segmentações anteriores, ou seja, após uma segmentação inicial procedeu-se a uma nova segmentação utilizando um fator de escala diferente. Posteriormente, procedeu-se à classificação da cobertura fotográfica geral da época de referência e da correspondente à época 1, adaptando os limiares das funções de classificação (radiometria, forma, textura e relações de vizinhança entre objetos), em função da radiometria de cada imagem, atribuindo a cada objeto a uma dada classe pré-estabelecida (tipo de patologia).

Na aplicação deste algoritmo às fotografias de detalhe foram utilizados dois métodos para efectua a classificação: (1) um método que classifica os objetos com o auxílio de uma imagem binária do esqueleto da fissura e (2) um método que utiliza a imagem da diferença entre épocas para atualizar o contorno da fissura obtido para a época de referência.

4.4.1 – Funções de classificação

Para a realização do processamento radiométrico foi feito um trabalho de pesquisa para encontrar as funções de classificação, existentes na aplicação *eCognition*, mais adequadas para isolar tudo o que é necessário ser classificado. De seguida são apresentadas todas as variáveis utilizadas com a sua respetiva utilidade, bem como a operação que realizam.

- Brilho: Esta função utiliza o quociente das o valor das N bandas da imagem e o seu número de bandas (N) (Equação 4.3). A função pretende realçar os píxeis que são mais claros ou mais escuros.

$$Brilho = \frac{L_1 + L_2 + L_3}{3} \quad (4.3)$$

onde L1, L2 e L3 são as bandas que compõem a imagem analisada (neste caso de estudo N=3 - L1= vermelho, L2= verde e L3= azul).

- Diferença Máxima: Calcula qual a máxima diferença entre as bandas em cada objeto. O valor mínimo pertencente a um objeto é subtraído ao seu valor máximo. Para obter o valor máximo e

mínimo de todas as bandas pertencentes a um objeto, estas são comparadas. Posteriormente, o resultado é dividido pelo brilho.

- **Rácio (Banda 2)** - Utiliza o rácio da banda 2 (Verde) por todas as bandas de forma a poder realçar os píxeis que apresentam um nível esverdeado elevado (Equação 4.4). Utilizado para realçar a vegetação presente à volta do paramento da barragem.

$$Rácio_{L2} = \frac{L_2}{L_1 + L_2 + L_3} \quad (4.4)$$

- **Min-pix-value (Banda 2)**: O valor do pixel com o valor mínimo de intensidade na banda 2 do objeto. Esta função foi essencial na procura de objetos mais escuros.
- **Max-pix-value (Banda 2)**: O valor do pixel com o valor máximo de intensidade na banda 2 do objeto. Esta função foi essencial na procura de objetos mais claros.
- **Mean inner value (Banda 2)**: O valor de intensidade da camada média do pixel pertencente a um objeto de imagem, que partilha a sua fronteira com outros objetos de imagem, formando assim uma fronteira interna. Foi utilizado para excluir objetos com a mesma fronteira. A Figura 4.11 ilustra como a aplicação realiza esse procedimento.

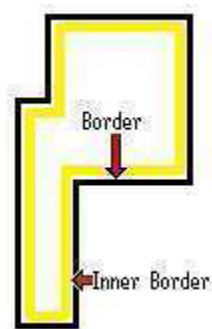


Figura 4.11 - Fronteira Interna (retirado de Trimble eCognition® Developer 8.8, 2012)

- **Mean outter value(Banda 2)**: O valor médio de intensidade da camada de píxeis que não pertençam a um objeto imagem de interesse, que partilha a sua fronteira, formando assim a borda externa do objeto imagem. Foi utilizada para eliminação de ruído à volta da fissura. A Figura 4.12 como a aplicação realiza esse procedimento.

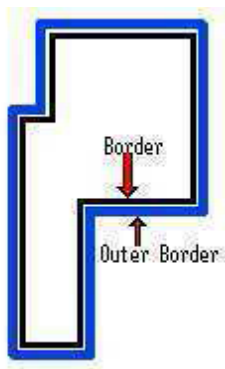


Figura 4.12 – Fronteira externa (retirado de Trimble eCognition® Developer 8.8, 2012)

- *Circular Mean* (Banda 2) : Calcula a média de todos os píxeis dentro de um anel ao redor do centro de um objeto de imagem. A espessura do círculo é definida por dois valores de raio escolhido pelo utilizador (em píxeis). Esta função permitiu eliminar píxeis que se encontravam a volta dos pretendidos com informação radiométrica não relevante, no caso das fissuras mais claras.
- *Hue, Saturation e Intensity (HSI Transformation)*: Trata-se de uma matriz de transformação de RGB (vermelho, verde e azul) para HSI (tonalidade, saturação e intensidade). Cada uma destas funções foi essencial para a separação ente os objetos do paramento e objetos fora do paramento.
- *Length-Width*: Foi testada a função do quociente entre a largura e o comprimento, de forma a captar os objetos que apresentassem a forma mais alongada.
- *Asymmetry*: Descreve o comprimento relativo de um objeto de imagem , em comparação com um polígono regular. Esta função permitiu distinguir os objetos que eram idênticos entre si.
- *Border-Index*: Descreve como um objeto imagem é irregular ; quanto mais irregular , maior o índice de fronteira. Esta função mostrou-se útil em situações em que o objeto não apresentava uma única direção, tal como no caso das fissuras.
- *Compacity*: Descreve o quão um objeto é compacto. É semelhante ao *Border Index*, mas baseia-se na área. A compacidade de um objeto de imagem é o produto do comprimento e da largura, dividido pelo número de píxeis. Esta função ajudou na procura de objectos semelhantes.
- *Density* - Foi também utilizada a função da densidade que descreve a distribuição espacial dos píxeis no objeto: quanto maior for o seu valor menos alongado será o objeto examinado.
- *Distância Y*: Cálculo da distância vertical (nos eixos das ordenadas). Esta função permite excluir objectos que não se apresentem a um limiar introduzido de uma distância vertical.

As funções de classificação de textura são as que transmitem uma sensação táctil de uma superfície.

Na aplicação informática eCognition® é possível utilizar texturas sob uma matriz de coocorrência do nível de cinzentos (GLCM), que é uma tabulação de quantas vezes diferentes combinações de níveis de cinza podem ocorrer num objeto. Existe uma matriz de coocorrência diferente para cada relacionamento espacial. Para obter invariância direcional, a soma de todas as quatro direções (0 °, 45 °, 90 °, 135 °) são calculadas antes da textura.

Um ângulo de 0 ° representa a direção vertical e um ângulo de 90 ° a direção horizontal (Figura 4.13). A textura segundo é calculada para todos os píxeis de um objeto de imagem, para reduzir os efeitos de fronteira, ou seja, píxeis que fazem fronteira com o objeto da imagem, ou seja píxeis adjacentes, a uma distância de 1, são adicionalmente tidos em conta (PCI Geomatics®, 2012).

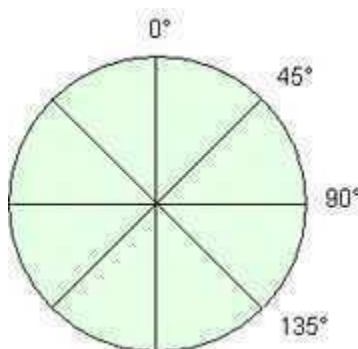


Figura 4.13 - Direções que GLCM aplica (retirado de Trimble eCognition® Developer 8.8, 2012)

- *GLCM- Homogeneity*: Avalia o nível de homogeneidade, ou seja, se os píxeis tem uma radiometria única. Esta função é importante na separação entre o paramento e a patologia de carbonato de cálcio nas fotografias da cobertura geral.
- *GLCM-Contrast*: Avalia a variabilidade local na imagem, a qual é utilizada para a detecção de fissuras.
- *GLCM-Entropy*: Mede o nível de desordem local entre a radiometria dos píxeis, a qual é utilizada para separar o paramento de tudo o resto.
- *GLCM-Ang. 2nd Moment*: O valor desta função é elevado se os objetos forem grandes e os restantes à sua volta pequenos, sendo utilizada para separar o paramento de tudo à volta.
- *GLCM-StdDev*: Avalia a quantidade de dispersão entre radiometria dos píxeis, sendo utilizada para a detecção de fissuras.

Para efeitos de teste também é possível utilizar a calculadora da aplicação para criar a expressões aritméticas através do comando *Create New Arithmetic*, criando novas funções de classificação.

- Logaritmo-Brilho: Foi aplicado um logaritmo da função brilho de modo a evidenciar os objetos mais escuros em relação aos mais claros.
- Índice de Infiltração: Para a classificação de algumas das manchas de acumulação de substâncias, doravante denominadas por Infiltrações, foi desenvolvido um índice radiométrico (Equação 4.5), o qual apresenta valores elevados nas manchas mencionadas e depende dos níveis radiométricos das imagens do vermelho, verde e azul (LNEC, 2012).

$$\text{Índice de Infiltração} = \frac{L_1 + L_2}{L_1 + L_2 + L_3} \quad (4.5)$$

- Segundo Índice de Infiltração: Também foi testada outra combinação em que se utilizaram as bandas 2 e 3 (Equação 4.6).

$$\text{Índice de Infiltração}_2 = \frac{L_2 + L_3}{L_1 + L_2 + L_3} \quad (4.6)$$

4.4.2 – Processamento radiométrico da cobertura geral

Ao importar a imagem para a aplicação informática *eCognition*[®], foi possível visualizar várias patologias como infiltrações e manchas de carbonato de cálcio no mosaico construído. Neste caso o principal objetivo foi a deteção das patologias com dimensão maior que a resolução espacial das fotografias utilizadas para a cobertura.

Foi realizada uma segmentação de forma a separar rocha e vegetação do resto do paramento, com uma escala 100, onde se deu igual peso à cor e forma, mas mais peso à compacidade (Segmentação 1: Tabela 2 do Anexo). Para agrupar os objetos que se encontravam demasiado divididos, foram realizadas duas segmentações com fatores de escala superiores (Segmentação 2 e 3: Tabela 2 do Anexo). Desta forma foi possível encontrar um conjunto de objetos que, juntamente com funções de textura e de radiometria, permitiram separar o paramento da barragem.

Uma das limitações da aplicação *eCognition*[®], provém do facto de esta aplicação apenas conseguir realizar duas segmentações a partir da inicial. Deste modo o trabalho teve de ser dividido em dois projetos: um que serviu para separar as rochas e vegetação da área do

paramento, e outro onde se realizou a classificação final desejada. Ambos os projetos, o de isolar o paramento e o de classificar as patologias, foram construídos para o mosaico da época 1, com vista a aplicar os mesmos algoritmos para o mosaico da época de referência. Na Tabela 3 do Anexo é possível visualizar as combinações realizadas para que se pudesse isolar o paramento do resto do ambiente que se encontrava à volta da barragem.

Após ter sido isolado o paramento da barragem, este foi exportado para um ficheiro *shapefile* de forma a poder ser inserido no segundo projeto realizado.

Neste segundo projeto foi importado o paramento para que a classificação fosse centrada nesta área. Neste caso foram aplicadas várias segmentações com fator de escala inferior ao usado anteriormente de forma a poder detetar os objetos menores que representam as patologias que se pretende identificar (Segmentação 1,2 e 3: Tabela 4 do Anexo).

Foi utilizada uma escala inferior à das segmentações que já tinham sido realizadas para que fosse possível detetar anomalias de pequena dimensão e foi atribuído um peso elevado à cor e à suavidade, tendo em vista a deteção de objetos com uma forma pouco compacta, como são a maioria das patologias visíveis nos mosaicos da cobertura geral (LNEC,2012).

O mesmo algoritmo foi aplicado aos mosaicos obtidos para a época de referência e para a época 1, tendo sido verificada a necessidade de adaptar os limiares das funções de classificação para cada caso. Nas Tabelas 5, 6 e 7 do Anexo é possível visualizar os limiares utilizados para classificar os mosaicos das duas épocas. As diferenças entre os valores, devem-se ao facto das fotografias terem condições de luminosidade diferentes.

Na fase de identificação de patologias, a identificação e separação de quais os objetos que correspondem ao paramento e aqueles que efetivamente equivalem às patologias revelou-se um processo moroso. Devido à luminosidade heterogénea das imagens utilizadas, a cor do paramento tanto apresenta cores claras, confundindo-se com a classe "Carbonato de Cálcio", como apresenta cores acastanhadas, confundindo-se com a classe "Infiltrações". Como se pode visualizar na Figura 4.14 não foi possível detetar todos os objetos pertencentes a estas duas classes.

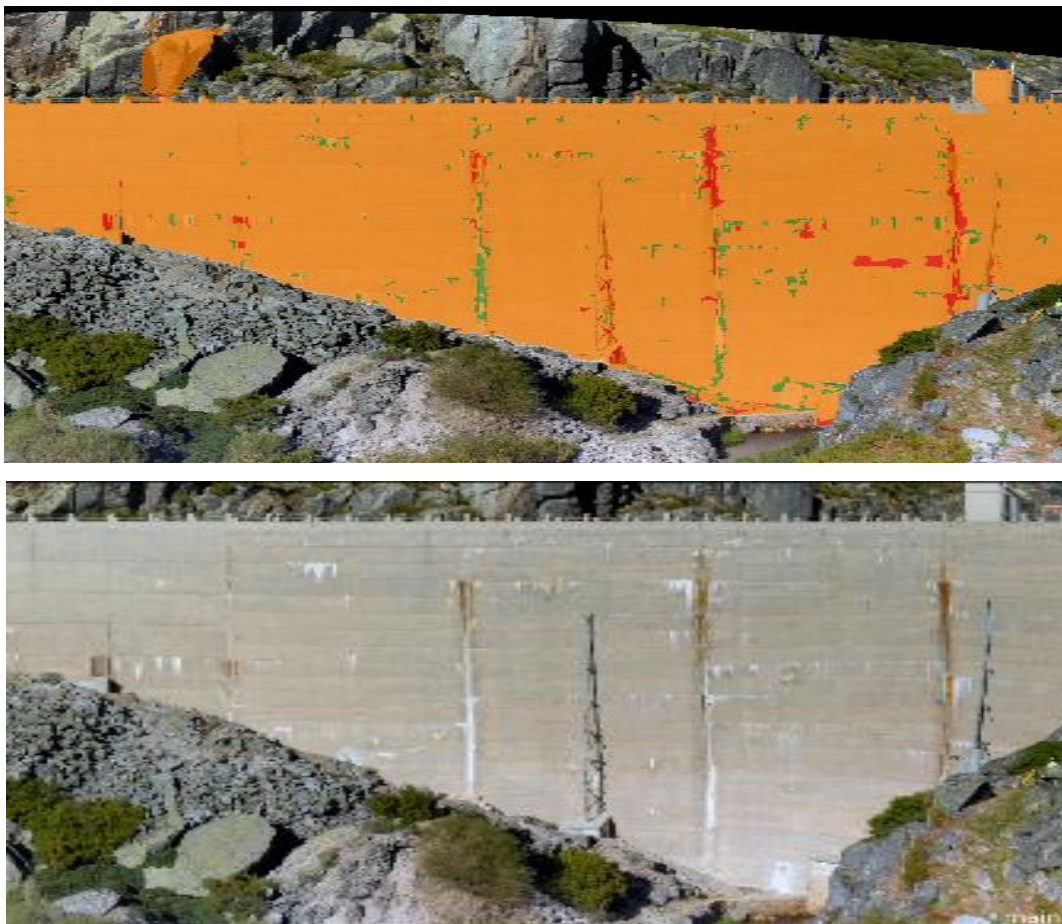


Figura 4.14 – Projeto para classificar objetos presentes no paramento: a laranja encontra-se classificado o paramento da barragem, a verde os Carbonato de Cálcio e a vermelho as Infiltrações (época 1)

Deste modo, foram criadas duas classes auxiliares que, com um conjunto de funções de classificação, auxiliaram na classificação dos objetos restavam classificar. Isto foi possível através da adição de uma função de classificação de distância que: classifica os objetos próximos das classes; restringe apenas aos objetos que interessam; e por fim associa-os à repetitiva classe. Devido ao facto de haver confusão entre os objetos de "Carbonato de Cálcio" e os de "Infiltração", todos os objetos classificados como "Carbonato de Cálcio Intermédio" e "Infiltrações Intermédio" foram juntos numa só classe denominada de "Classe Auxiliar". A Figura 4.15 ilustra o resultado que se obteve.

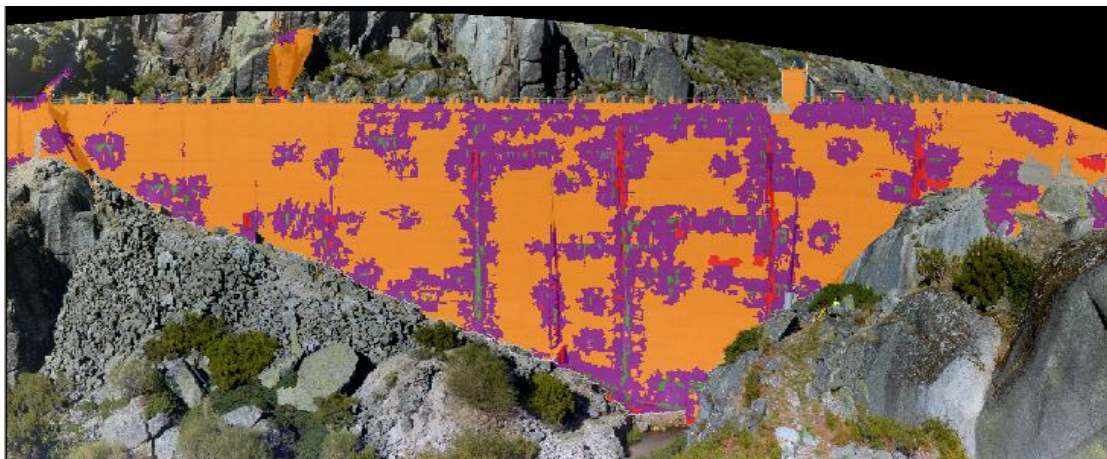


Figura 4.15– Classe auxiliar (a roxo) de classificação do paramento (época 1)

Desta forma com a ajuda da classe auxiliar foi possível aplicar uma restrição sob a classe para saber quais os objetos que lhe pertencem (Esquema da Figura 4.16).

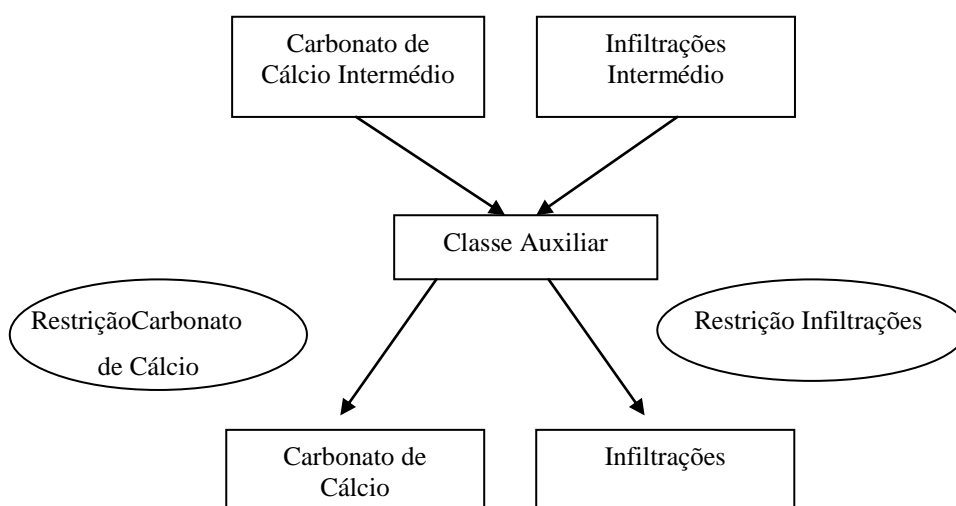


Figura 4.16– Esquema ilustrativo do procedimento realizado para a classificação dos objetos em falta

As Tabelas 8 e 9 presentes no Anexo permitem esclarecer quais as restrições aplicadas. Foram identificadas quais as funções de classificação que, após ter sido criada a classe Intermédia, permitiam restringir os objetos que deveriam ser classificados como "Carbonato de Cálcio" e os objetos que deveriam ser classificados como "Infiltrações" em ambas as épocas de estudo.

4.4.3 – Processamento radiométrico da cobertura de detalhe: primeiro método

Para o primeiro método foram usadas as fotografias das fissuras próximas dos encontros da barragem com as margens e a da fissura no reservatório de água.

O algoritmo foi criado para a imagem de detalhe da fissura presente no encontro da margem esquerda (Figura 4.17), tendo sido testadas e utilizadas as mesmas segmentações para as três imagens e ajustados os limiares das funções de classificação da primeira imagem testada para as duas restantes.

No *eCognition*[®], foram testadas várias segmentações de forma a obter os objetos pertencentes à fissura completamente separados dos objetos pertencentes ao paramento. Foi utilizado um valor baixo de segmentação para obter uma segmentação fina.

Sendo a cor uma condição de destaque para a fissura, foi dada maior importância a este parâmetro do que à forma, na segmentação.



Figura 4.17 – Ilustração da segmentação da fissura no encontro da margem esquerda

De seguida, foi feito um trabalho de procura da melhor função de classificação entre as já existentes na aplicação *eCognition*[®] que identificasse apenas a fissura.

A função Brilho foi a que mais se adaptou a esta separação, mas não existia nenhum limiar desta função que não detetasse demasiados objetos exteriores à fissura, o que dificultava a classificação, como se pode visualizar na Figura 4.18.

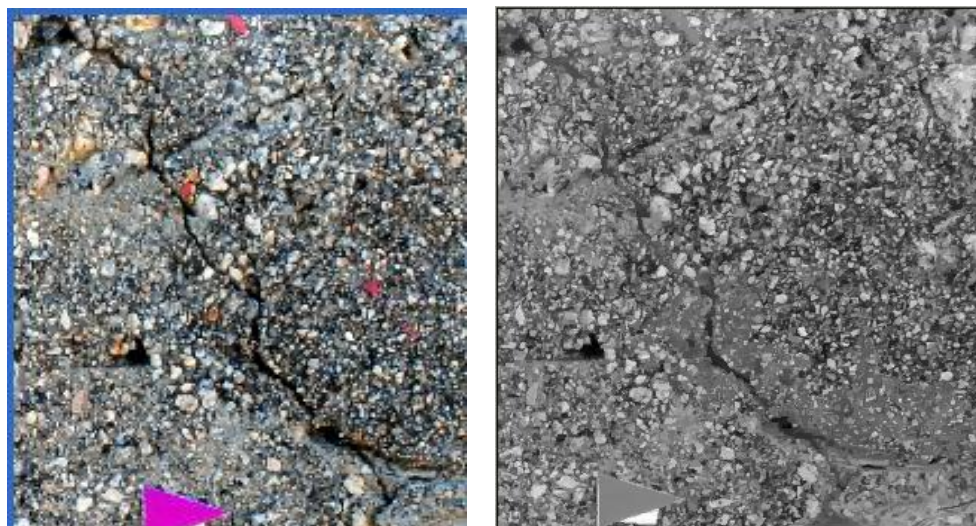


Figura 4.18 – Ilustração da função de classificação brilho

Foi calculado o Logaritmo do Brilho para cada objecto, o qual permite uma boa separação entre a fissura e o paramento, visto conseguir aclarar os objetos que não pertencem à fissura (Figura 4.19). Mas devido ao facto desta zona do paramento ser demasiado heterogénea e conter objetos com radiometria muito próxima dos da fissura, o logaritmo também não auxiliou como seria esperado.

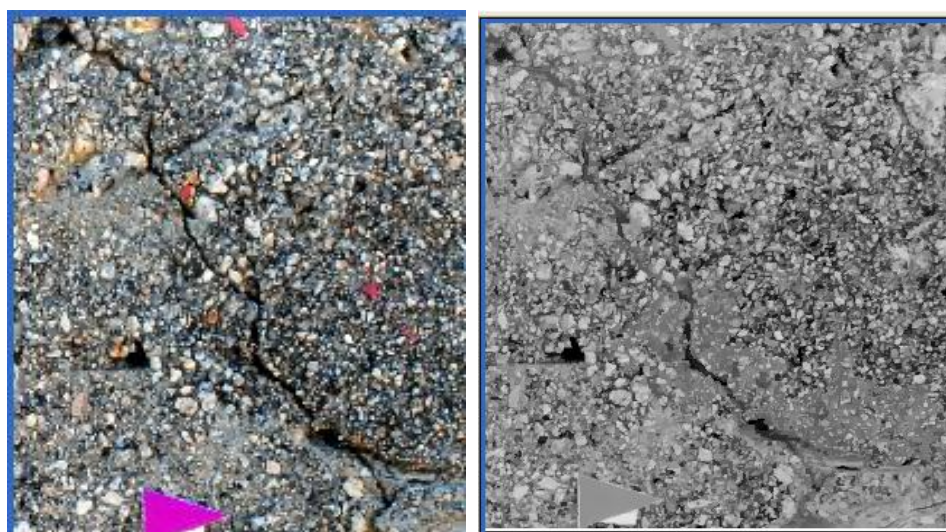


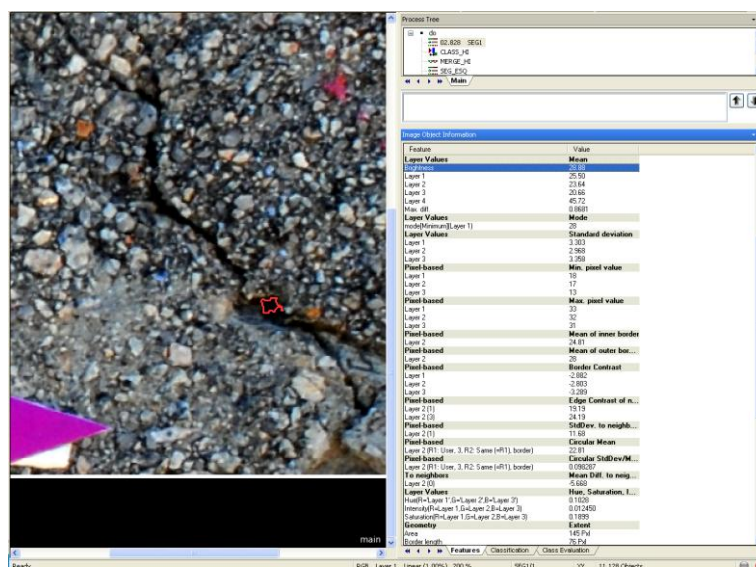
Figura 4.19 – Ilustração da função de classificação logaritmo do brilho

Notou-se que para todas as imagens das fissuras, e não só nesta onde o paramento é mais heterogéneo, não foi possível encontrar uma função ou uma conjugação de funções que permitisse isolar somente a fissura.

Perante este cenário, foram procuradas várias variáveis que conseguissem realçar os objetos escuros pertencentes à fissura. Na teoria era necessário encontrar as variáveis que melhor

isolavam a fissura do paramento, sem muito ruído, para quando concatenadas numa função permitissem apenas a classificação da fissura. Nesta procura foram encontradas 17 variáveis, mas cada uma delas com o conflito de também classificarem o paramento. Na Tabela 10 do Anexo são indicadas com os seus limiares que permitiram o melhor isolamento da fissura.

Posteriormente foram escolhidos objetos de treino que continham zonas do paramento, da fissura e da zona de transição entre a fissura e o paramento, onde maioritariamente as variáveis geram confusão, tendo sido registados os vários valores de cada função para cada objeto escolhido (Figura 4.20).



Esta função foi aplicada às três fissuras estudadas para se poder verificar se esta poderia ser universal para todas as imagens adquiridas com as mesmas condições.

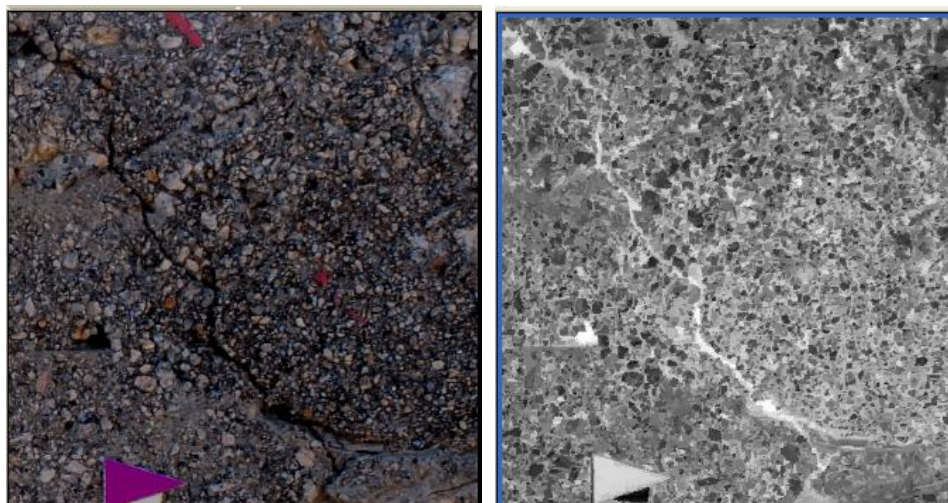


Figura 4.22 – Função PCA_normalizada para a fissura do encontro da margem esquerda

Como se pode ver na Figura 4.22, o algoritmo de classificação, apesar de otimizado, deu origem a uma classificação com algum ruído, foi necessário ser desenvolvido um procedimento de pós processamento para resolver o problema. Yamaguchi e Hashimoto (2009) sugeriram o cálculo de uma imagem do esqueleto de uma fissura de modo a ser possível medir a sua largura. Para eliminar o ruído foi gerada em uma imagem binária do esqueleto da fissura que, por interseção com o resultado da classificação, permitiu identificar apenas os objetos classificados como fissura, eliminando assim o ruído.

Desta forma foi adicionada ao projeto a imagem binária, de forma a intersestar com os resultados da classificação para poder retirar apenas os objetos pertencentes à fissura (Figura 4.23). O algoritmo foi construído usando duas segmentações: uma para segmentar a imagem que ilustra a fissura e outra efetuada a um nível inferior onde se considera a imagem do esqueleto. Usando uma função que vai buscar os objetos da segmentação num nível inferior é possível restringir a classificação da fissura apenas para os objetos da área desta fissura.

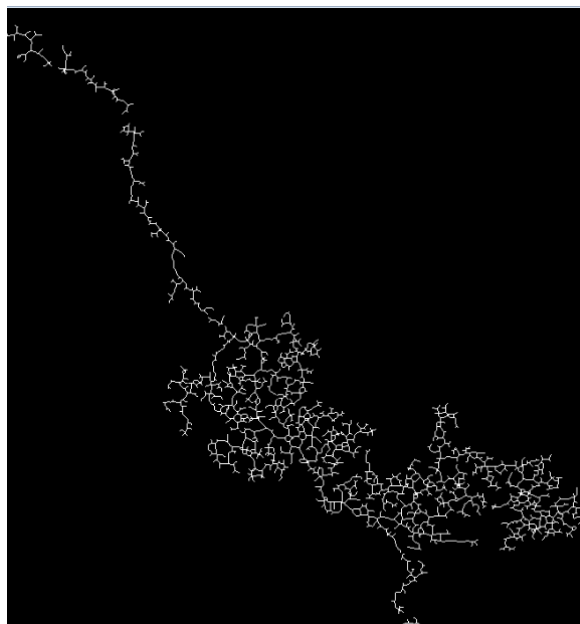


Figura 4.23 – Imagem binária do esqueleto da fissura do encontro da margem esquerda

Ao ambiente de trabalho foi adicionado o esqueleto para se proceder à extração da fissura. Foi realizada uma segmentação a um nível inferior da que tinha sido realizada de maneira a apenas ter como peso a imagem do esqueleto calculado. Com esta segmentação, foi realizada uma operação de distância onde apenas se captavam os objetos que se encontravam na zona do esqueleto. Esta operação funcionou como se tivesse sido feita uma interseção entre a imagem classificada e a imagem do esqueleto.

Procedeu-se à aplicação do mesmo algoritmo para a fissura situada no encontro da margem direita. Observou-se que, surpreendentemente, esta função se adequava melhor às restantes fissuras, do que propriamente à fissura onde os objetos de treino foram retirados, logo a criação desta nova função teve aplicação para as restantes fotografias de fissuras. Aplicando a função de classificação criada é possível visualizar que, mesmo tendo sido utilizados objetos da fissura do encontro da margem esquerda, a função é completamente ajustável às imagens das outras fissuras, sendo apenas preciso alterar os limiares da função de forma a captar a totalidade do objeto pretendido (Figura 4.24).

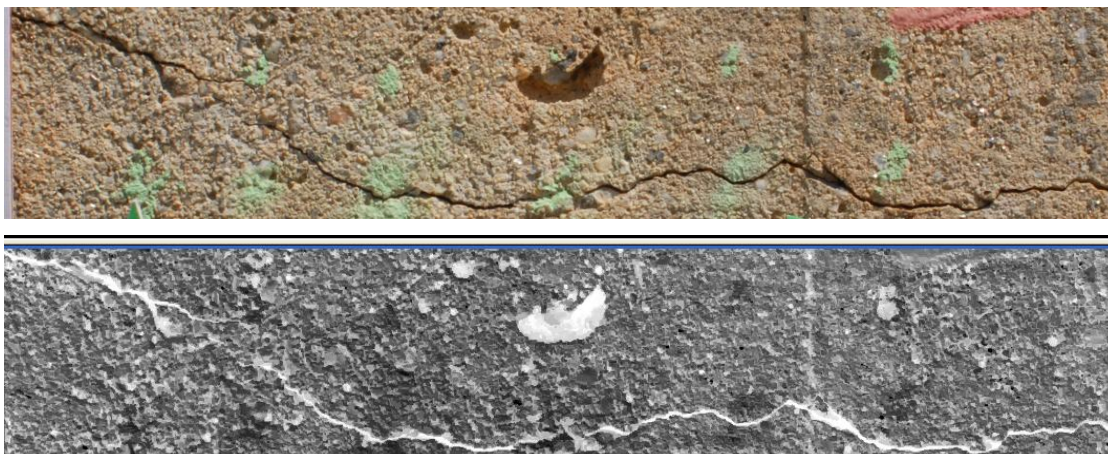


Figura 4.24 – Função PCA_normalizada para a fissura do encontro da margem direita

De seguida, foi gerada a imagem do esqueleto para se prosseguir com o algoritmo (Figura 4.25):



Figura 4.25 - Imagem binária do esqueleto da fissura da margem direita

A fissura presente no reservatório de água foi certamente a mais simples de se classificar, visto o paramento, em que quase a sua totalidade ser branco e homogéneo. Esta característica torna mais eficiente a classificação da fissura, que, em toda sua extensão apresenta cor escura. Desta forma, a nova função de classificação foi adequada para a classificação da imagem da fissura.

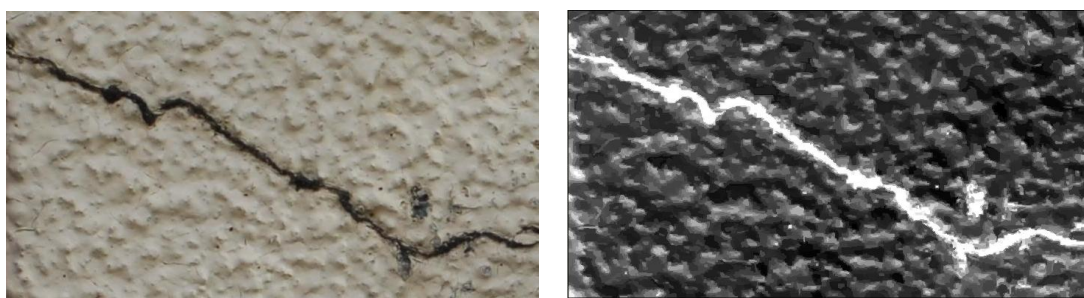


Figura 4.26 – FunçãoPCA_normalizada para o reservatório de água

É possível visualizar na Figura 4.26 que a função ainda capta alguns objetos pertencentes ao paramento, sendo necessário a criação da imagem binária do esqueleto da fissura (Figura 4.27). A Tabela 11 do Anexo ilustra quais os parâmetros de segmentação utilizados neste método.

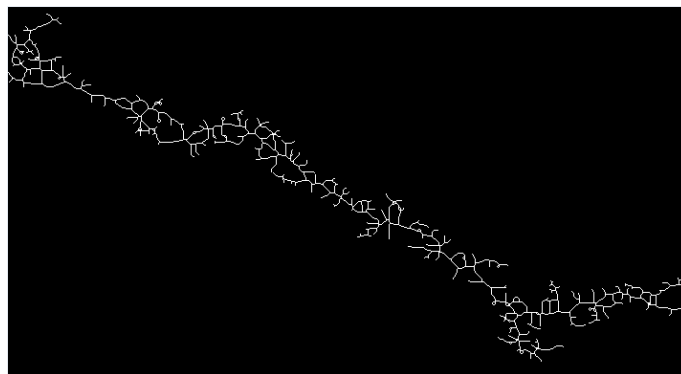


Figura 4.27 - Imagem binária do esqueleto da fissura do reservatório de água

4.4.4 – Processamento radiométrico da cobertura de detalhe: segundo método

Este método pressupõe que o utilizador tenha em sua posse o ficheiro vetorial (*shapefile*) da delimitação da fissura em épocas anteriores ou as fotografias da época de referência de forma a classificá-las com o método proposto na secção 4.4.3 para de seguida ser utilizado o método das diferenças.

Este método apenas foi estudado nas fissuras da Barragem de Covão do Meio, pois só há uma fotografia disponível para a fissura do Seixal, a qual corresponde à época de referência. É realizada então a diferença radiométrica entre as fotografias das duas épocas de forma a identificar o que foi modificado ao longo do tempo. Desta forma, será possível identificar a localização das alterações, sendo possível encontrar o seu crescimento. Neste estudo, foi calculado o módulo da diferença entre as duas épocas, onde cada imagem resultante apresenta valores distintos de 0 nas zonas onde ocorreram alterações, como se pode observar nas Figuras 4.28 e 4.29.

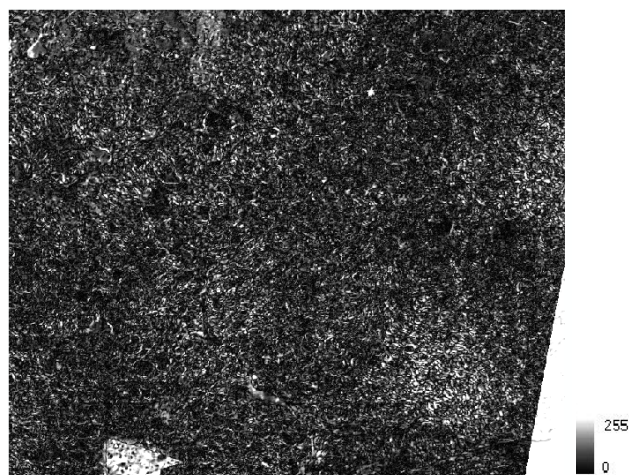


Figura 4.28 – Imagem das diferenças da fissura do encontro da margem esquerda



Figura 4.29 – Imagem das diferenças da fissura do encontro da margem direita

Com esses ficheiros das diferenças radiométricas foi criado um algoritmo automático de comparação que encontra as zonas onde a fissura sofreu modificações, sendo possível quantificar o seu crescimento. Neste método, tal como no anterior, o algoritmo foi desenvolvido para a imagem de detalhe do encontro da margem esquerda, sendo utilizada a mesma segmentação para a fotografia do encontro da margem direita e adaptados os limiares das funções de classificação.

Foi adicionada a imagem das diferenças ao projecto de geração do algoritmo de classificação, que já continha a imagem original, de forma a poder segmentar os objetos dando mais importância aos de cor clara, e também o ficheiro vetorial da fissura da primeira época, como se pode visualizar na Figura 4.30. O objetivo é identificar todos os polígonos de alterações que se encontrem a uma distância mínima de 1 pixel, de modo a se poder atualizar o polígono da primeira época com os polígonos da diferença e criar um polígono final da fissura da segunda época.

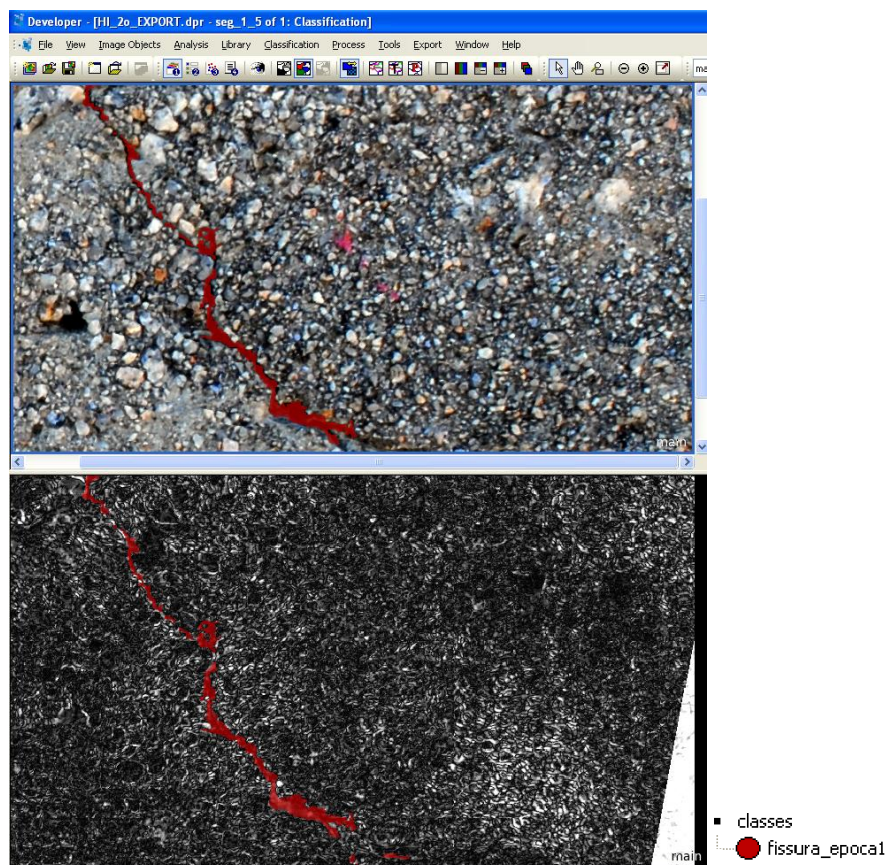


Figura 4.30 – Imagem das diferenças da fissura do encontro da margem esquerda

Foi aplicada uma segmentação com fator de escala baixo para que fosse possível separar os objetos que apresentavam alterações dos que não apresentavam. Na Tabela 12 do Anexo é possível visualizar que o fator de escala apresenta um valor baixo, isto para que sejam isolados objetos de tamanho pequeno.

5. Resultados e Discussão

5.1. Processamento Geométrico

Para as coberturas geral e de detalhe as diferenças obtidas entre as coordenadas das imagens da época de referência e as coordenadas dos pontos das fotografias corregistadas com cada um dos modelos foram utilizadas para determinar um valor de erro médio quadrático do corregisto para cada caso, tendo sido verificado que o modelo *spline* conduz a um erro menor (LNEC,2012b).

Para a utilização deste modelo é necessária a medição de pelo menos 10 pontos de controlo entre a imagem corregistada e a imagem de referência. Na Tabela 5.1 é apresentado o número de pontos utilizados para cada fotografia.

Tabela 5.1 – Número de pontos de controlo utilizados

Fotografia	Número de Pontos de Controlo
Mosaico Geral	60
Detalhe Margem Direita	200
Detalhe Margem Esquerda	230

Este passo foi essencial para que as imagens ficassem totalmente sobrepostas. A Figura 5.1 ilustra o exemplo da fissura do encontro da margem direita onde se utilizaram 200 pontos de controlo. Este elevado número de pontos de controlo, foi devido ao facto de não se ter conseguido obter uma imagem que fosse sobreposta com a da época de referencia de forma a se poder fazer medições entre épocas. Este facto foi verificado sempre que se calculava o erro médio quadrático e se obtiam valores muito superiores à resolução da imagem.

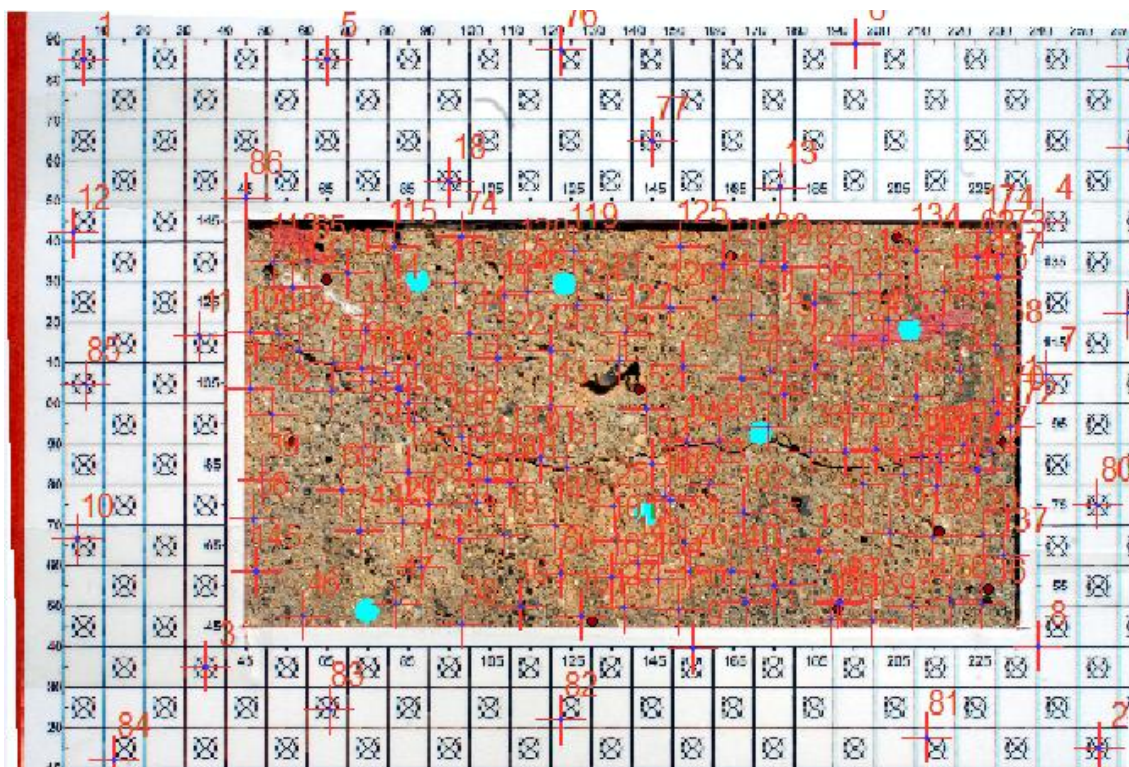


Figura 5.1 – Imagem com a localização dos pontos de controlo para a fissura do encontro da margem direita (cruzes vermelhas: pontos de controlo, bolas azuis: pontos de validação)

De seguida, de forma a verificar a qualidade do registo do mosaico da cobertura geral, selecionaram-se 18 pontos de validação em ambos os ficheiros matriciais à custa dos quais se determinou o erro médio quadrático com a Equação 4.2. Nas Tabelas 13 e 14 presentes no Anexo é possível consultar a dimensão do pixel à escala do objeto, bem como o valor do EMQ obtido.

O controlo de qualidade do mosaico de cobertura geral deu origem a um EMQ, que apesar de não ser inferior à dimensão do pixel, apresenta à escala do objeto e para o dimensão do mosaico um valor bastante aceitável. (Tabela 13 do Anexo). Ainda se ponderou a introdução de mais pontos de controlo, mas rapidamente se abandonou a ideia visto que mais pontos só deformavam a imagem.

Para as fotografias de detalhe, adotou-se também o critério dos 18 pontos de validação, como se pode visualizar na Figura 5.2, dando origem a um EMQ com valores inferiores à resolução da imagem (Tabela 14 do Anexo).

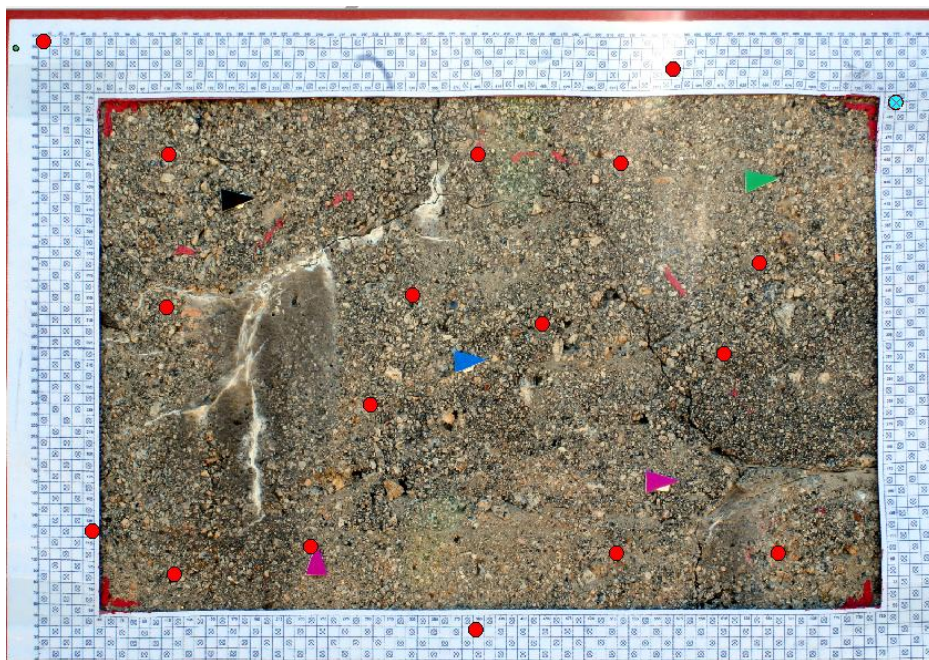


Figura 5.2 – Pontos de validação utilizados para a fissura do encontro da margem esquerda

5.2. Processamento Radiométrico

5.2.1 – Resultados do Processamento radiométrico da cobertura geral

Os dois algoritmos (identificação do paramento e classificação de patologias) foram desenvolvidos para o mosaico da época em análise, visto ser o mosaico que apresenta mais problemas e em seguida foram aplicados ao mosaico da época de referência. Como se pode ver na Figura 5.3, é possível obter um resultado satisfatório com o algoritmo que separa o paramento do envolvente.

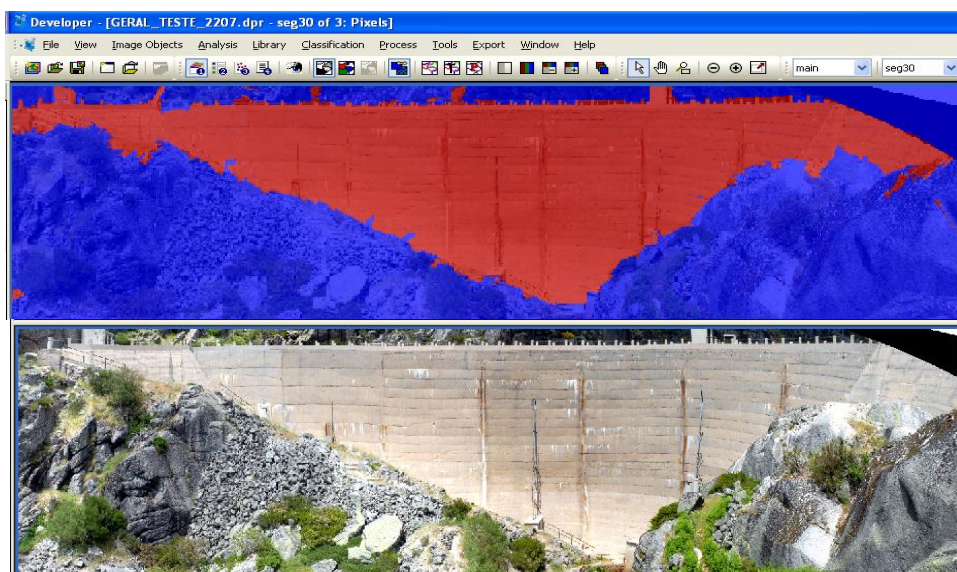


Figura 5.3 – Projeto para isolar o paramento (época 1)

É possível verificar que o algoritmo ainda engloba um pouco do cenário envolvente, nomeadamente as rochas. Isto deve-se ao facto da radiometria das rochas ser semelhante à do paramento, o que faz com que as funções de classificação utilizadas abranjam essa parte na classe paramento.

No segundo projeto foram utilizadas duas segmentações a um nível inferior da realizada inicialmente, visto que o resultado final teria de ser a deteção de todas as patologias de dimensão maior que a resolução espacial das fotografias.

Na fase de identificação de patologias, a identificação e separação de quais os objetos que correspondem ao paramento e aqueles que efetivamente equivalem às patologias revelou-se um processo moroso. Usando a metodologia descrita no 4.4.2, ilustrada na Figura 4.14 é possível classificar a imagem com os objectos que não teriam sido classificados de forma correta.

A Figura 5.4 mostra como o algoritmo classificava antes desse procedimento e a Figura 5.5 após essa tomada de decisão.

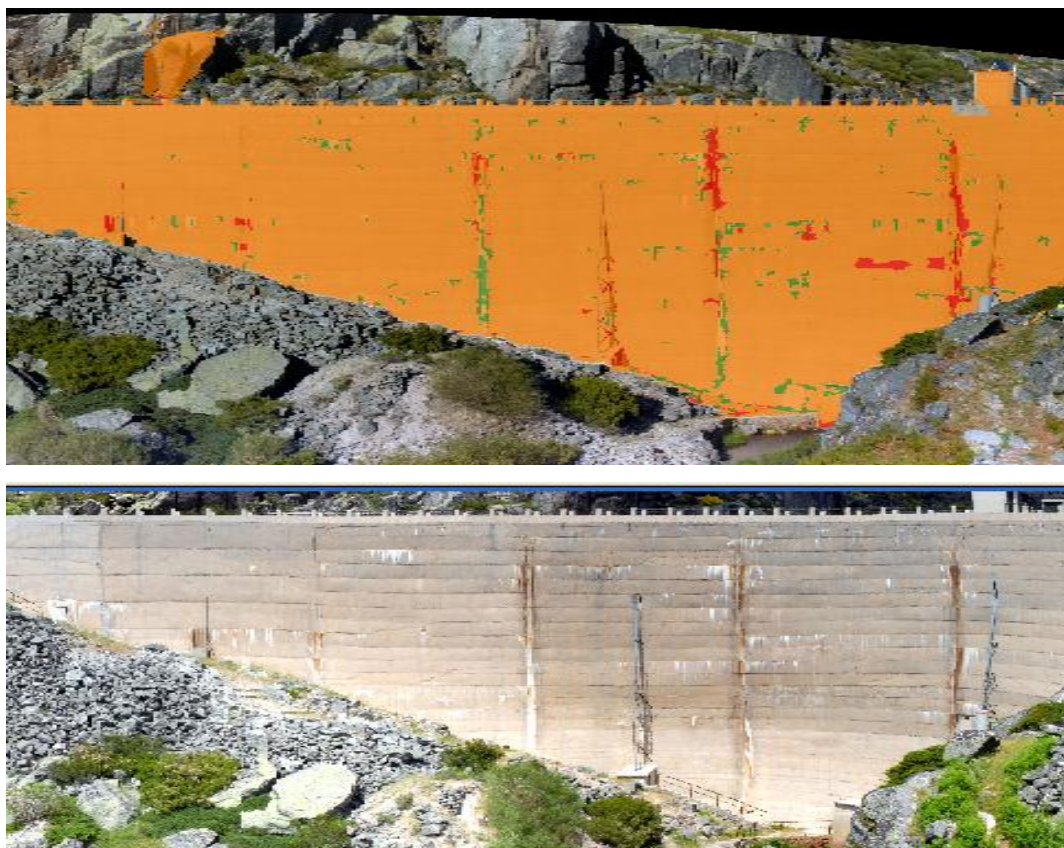


Figura 5.4 – Classificação dos objetos presentes no paramento: a laranja encontra-se classificado o paramento da barragem, a verde os Carbonato de Cálcio e a vermelho as Infiltrações (época 1)

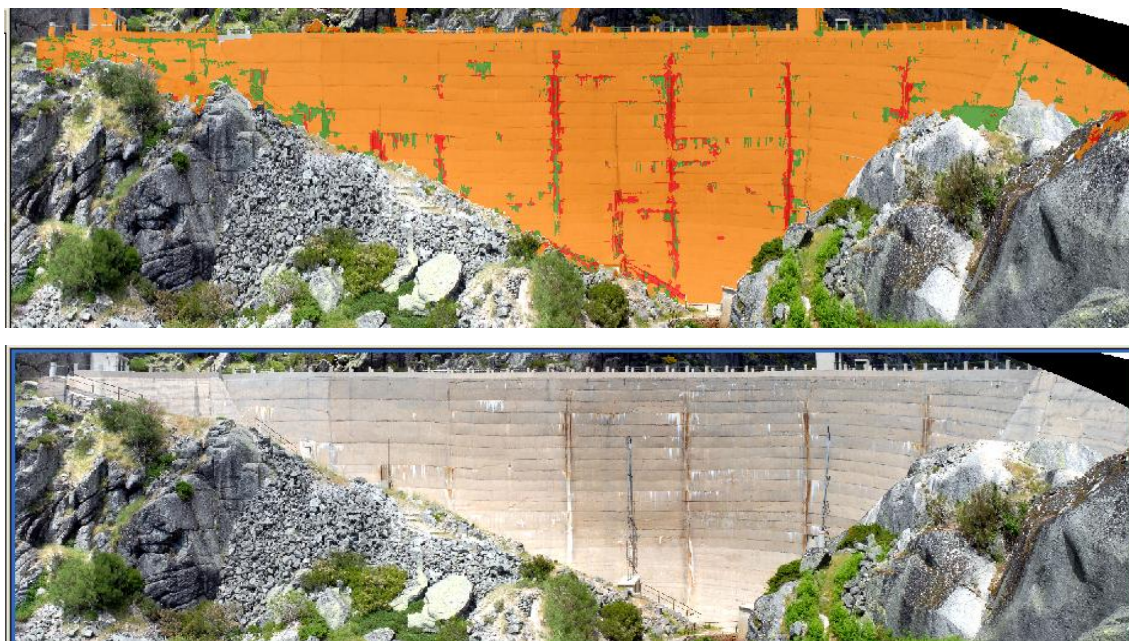


Figura 5.5 – Projeto final para classificar objetos presentes no paramento

Como se pode visualizar na Figura 5.5, o algoritmo identificou uma zona de rocha como patologia. Este resultado foi editado de forma a excluir a zona de rocha e posteriormente ser avaliada a qualidade da classificação. Nas Figuras 5.6 e 5.7 é possível visualizar o resultado final após a edição manual.



Figura 5.6 – Classificação final editada (época 1)

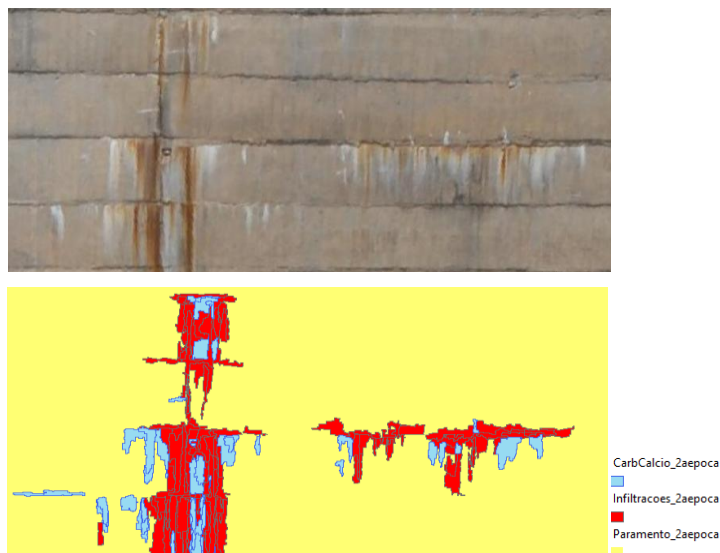


Figura 5.7 – Zoom da Classificação final editada (época 1)

Para a validação de resultados foi feita uma comparação entre o resultado pré edição e pós edição. Um dos principais problemas na aplicação do algoritmo para a individualização do paramento aos mosaicos de épocas diferentes é o facto de as fotografias terem sido adquiridas com diferentes condições de iluminação, tendo sido necessário ajustar os diversos limiares de corte das funções, nomeadamente nas funções brilho e tonalidade conforme a Tabela 6 do Anexo.

Como é possível verificar na Figura 5.8, o resultado para a época de referência engloba não só o paramento, como uma zona de rocha, como sucede na época 1, pois este mosaico tem o mesmo problema que o anterior, em termos de radiometria, mas apresenta mais luminosidade, resultando no algoritmo abranger uma percentagem superior de ruído. Contudo, não foi possível encontrar uma forma de retirar objetos exteriores ao paramento.

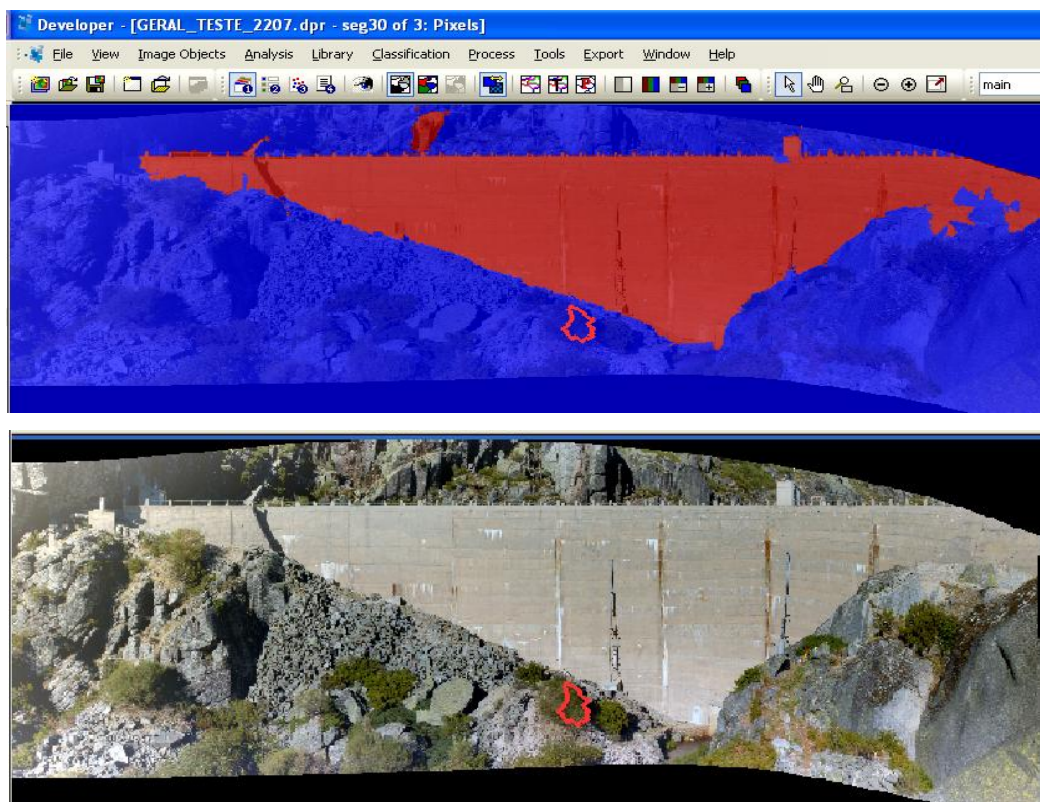


Figura 5.8 – Projeto para isolar o paramento (época de referência)

Perante este cenário, foi necessário, mais uma vez, efetuar uma edição manual dos resultados de classificação da época de referência de modo a eliminar os polígonos onde o algoritmo para isolar o paramento gerava confusão. De seguida realizou-se a classificação da imagem da época de referência, utilizando os mesmos procedimentos realizados na época 1. A Figura 5.9 mostra o resultado final da classificação.

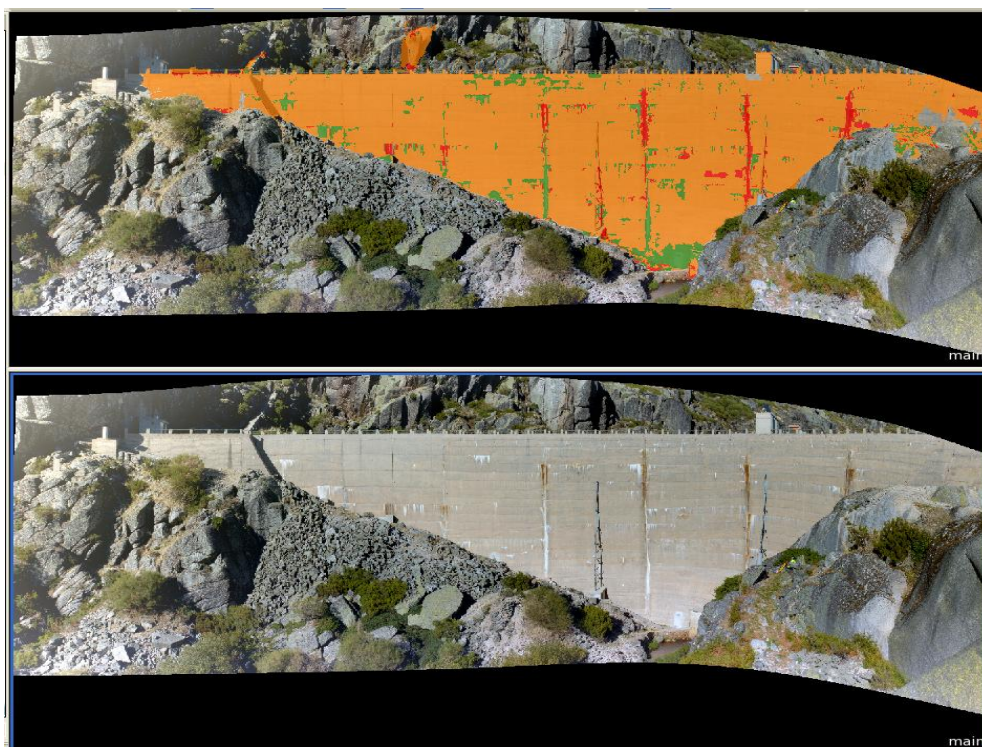


Figura 5.9 – Projeto de classificação de patologias: a laranja encontra-se classificado o paramento da barragem, a verde os Carbonáto de Cálcio e a vermelho as Infiltrações (época de referência)

Nas Figuras 5.10 e 5.11 são apresentados os resultados depois da edição do mosaico da época de referência.

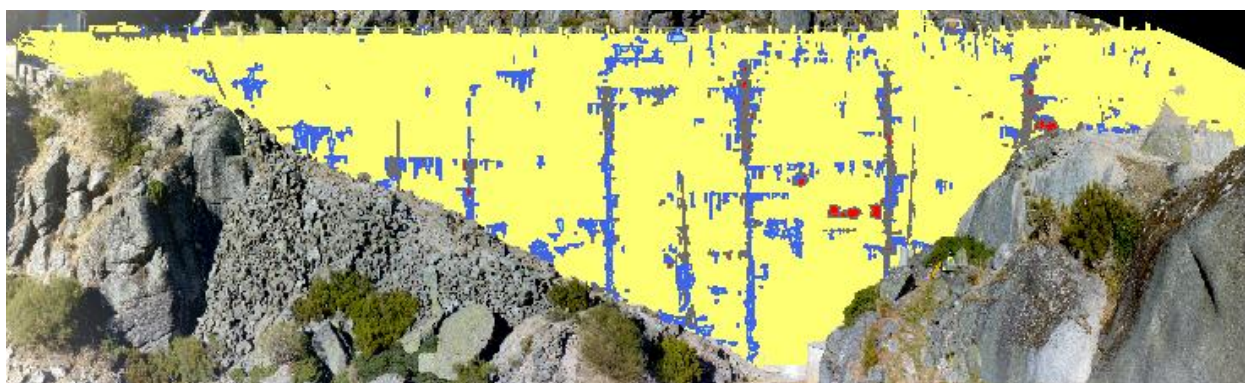


Figura 5.10 – Classificação final editada (época de referência)

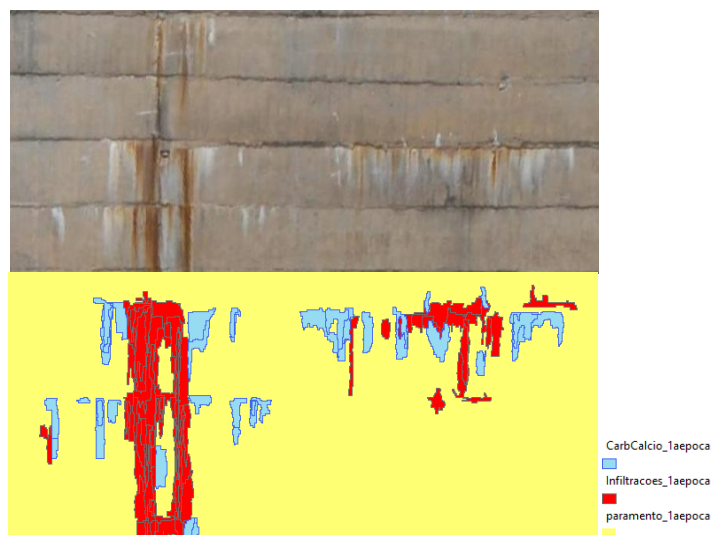


Figura 5.11 – Zoom Classificação final editada (época de referência)

Para avaliar a fiabilidade dos métodos propostos foi realizada uma avaliação da qualidade dos resultados da classificação/identificação das fissuras, à custa de uma matriz de confusão paracada classificação. A matriz é construída à custa de amostras de objetos conhecidos (nas colunas) que são comparados com a classe a que o algoritmo os atribuiu. Para a construção da matriz foi preciso gerar um conjunto de polígonos aleatórios. Desta forma e consoante a "regra de ouro" (Congalton, R. e Green, K., 2009) foram seleccionadas um mínimo de 50 amostras para as classes Infiltrações e Carbonato de Cálcio, mas para o paramento foi preciso aumentar este número visto que as 50 amostras (polígonos) não cobriam toda a área de interesse. A partir da matriz de confusão foram calculadas diversas medidas de qualidade como a exatidão do produtor, exatidão do utilizador, erro de comissão e omissão e por fim, o coeficiente *kappa* de concordância. As tabelas 5.2 e 5.3 que se seguem descrevem os resultados finais pertencentes à validação de resultados dos mosaicos da cobertura geral das duas épocas de estudo, após a edição manual.

Tabela 5.2 – Matriz de Contingência da classificação da cobertura geral (época de referência)

	Paramento	Carbonato de Calcio	Infiltracoes	Total	Exatidão utilizador (%)
Paramento	205	37	3	245	83,7
Carbonato de Calcio	10	49	0	59	83,1
Infiltracoes	10	0	35	45	77,8
Total	226	86	38	349	
Exatidão produtor (%)	90,7	56,9	92,1		
Exatidão Global (%)				82,8	

Como se pode visualizar pela Tabela 5.2 é possível concluir o algoritmo apresenta um desempenho bom, com uma precisão global de cerca de 83%. A nível de classes é possível visualizar que a classe Infiltrações é a classe onde o algoritmo tem melhor desempenho.

Tabela 5.3 – Matriz de Contingência da classificação da cobertura geral (época 1)

	Paramento	Carbonato de Calcio	Infiltracoes	Total Linha	Exatidão utilizador (%)
Paramento	145	17	7	169	85,8
Carbonato de Calcio	17	45	2	64	70,3
Infiltracoes	4	0	40	44	90,9
Total	166	62	49	277	
Exatidão produtor (%)	87,3	72,6	81,6		
Exatidão global				83,1	

Após a edição da classificação da época 1 é possível concluir que o algoritmo testado tem um bom desempenho, tendo aproximadamente a mesma precisão global que a classificação da época de referência (Tabela 5.3). É possível concluir, como na época de referência, que a classe melhor classificada é a classe Infiltrações.

Tabela 5.4 – Validação de resultados para os mosaicos de cobertura geral

Imagem	Exatidão Produtor (%)	Exatidão Utilizador (%)	Exatidão Global (%)	Coefficiente Kappa
Mosaico época referência sem edição	80,9	84,7	80,3	0,69
Mosaico época referência com edição	79,9	81,5	82,8	0,65
Mosaico 1ª época sem Edição	82,5	84,1	82,9	0,74
Mosaico 1ª época com Edição	80,5	82,3	83,0	0,69

Por fim é realizado o cálculo do índice *kappa* para se verificar qual das classificações, no geral, teve melhor desempenho (Tabela 5.4). A análise das medidas de avaliação retiradas da matriz de confusão permite concluir que quando se realiza a edição, de forma a obter apenas a classificação das patologias, as exatidões de produtor, de utilizador, global e o coeficiente *kappa* aumentam de valor, sendo que a classificação com melhor desempenho é a do mosaico da 1ª época com edição.

5.2.2 – Resultados do primeiro método do processamento radiométrico da cobertura de detalhe

No primeiro método o uso de esqueleto é essencial para que seja possível detetar corretamente os objetos de fissura, pois intersetando o ficheiro binário com o resultado da classificação é possível eliminar uma grande parte do ruído.

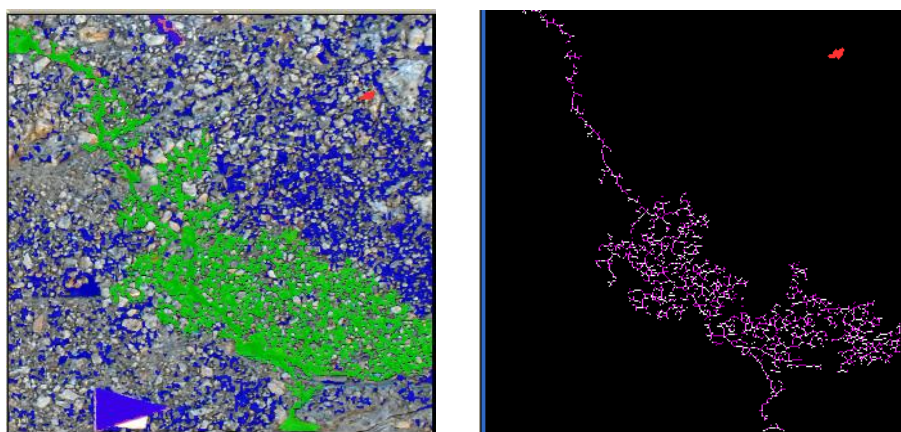


Figura 5.12 – Interseção do esqueleto com a classificação da fissura do encontro da margem esquerda

Como se pode observar na Figura 5.12, foi isolada a parte relevante da fissura de forma a retirar informação desta. Mesmo assim, e como se pode ver, ainda foi detetada uma grande quantidade de ruído para a fissura do encontro da margem esquerda, o que torna este método pouco adequado para este detalhe do paramento. Posteriormente os objetos foram unidos para se obter uma fissura contínua, para de seguida serem exportados para formato vetorial. Para se poder saber as suas características, os objetos foram exportados com um conjunto de atributos anexado, tais como a área (mm²), o comprimento (mm) e a largura (mm). A Figura 5.13 ilustra o resultado final da classificação.

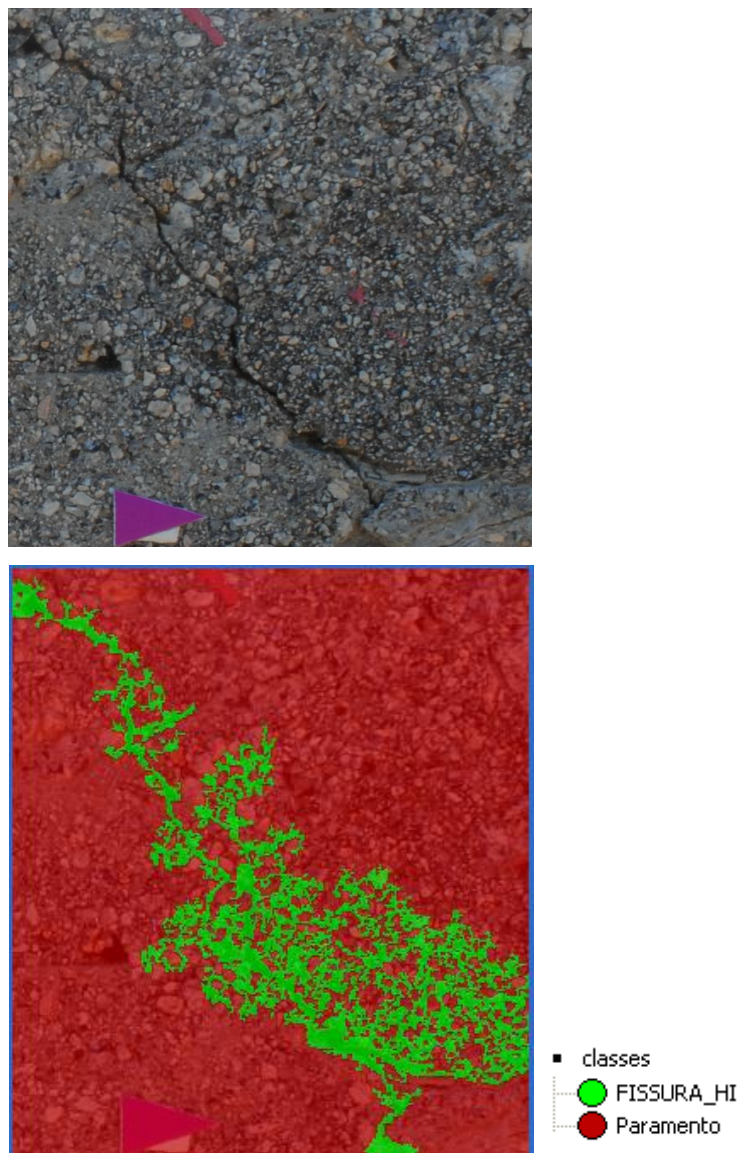


Figura 5.13 – Classificação Final da fissura da margem esquerda com o primeiro método

Verificou-se que o ficheiro vetorial não era coincidente com a imagem, o que se deveu ao facto de ter sido obtido um EMQ muito próximo da dimensão do pixel no correção de imagens, deixando alguma margem para erro.

Mesmo assim, foi possível efetuar a medição da evolução da fissura, por exemplo na sua zona intermédia, notando-se um aumento de aproximadamente 2,5 mm como se pode ver na Figura 5.14. De notar que o ficheiro vetorial da época de referência foi fornecido para efeitos de comparação.

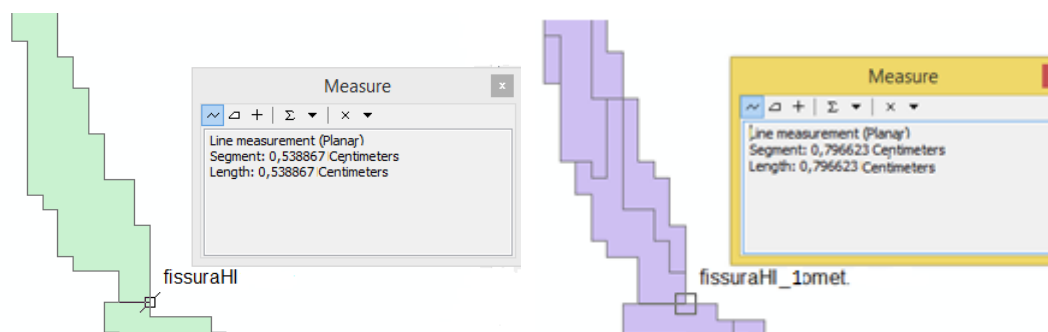


Figura 5.14 – Medição da evolução da fissura do encontro da margem esquerda; época de referência (esquerda) e época 1 (direita)

Procedeu-se à aplicação do mesmo método à imagem da fissura do encontro da margem direita depois de ser gerada a imagem do esqueleto para se prosseguir com o mesmo algoritmo originado. A Figura 5.15 ilustra como a imagem binária do esqueleto foi uma grande ajuda para isolar apenas a fissura.

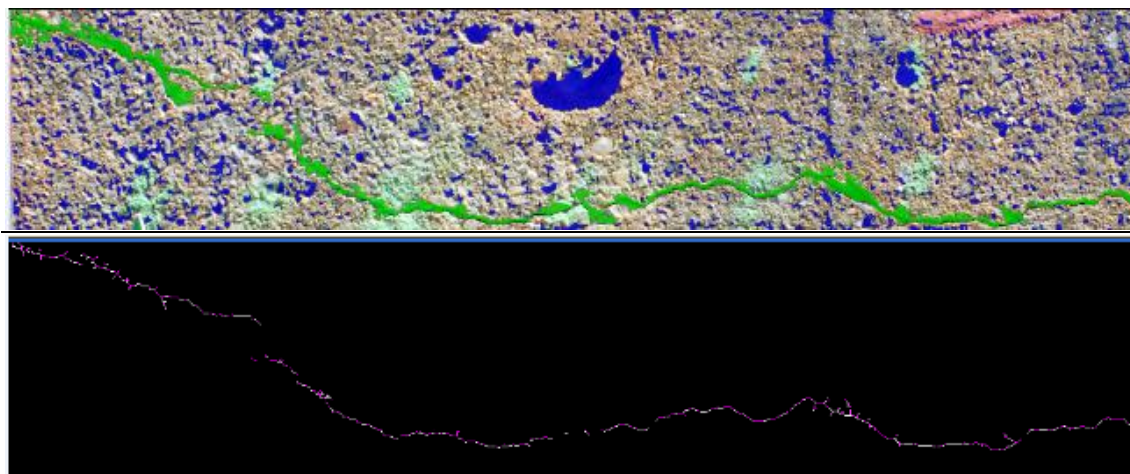


Figura 5.15 – Interseção do esqueleto com a classificação

A Figura 5.16 mostra a classificação final da fissura da margem direita com o primeiro método. Para a sua exportação seguiu-se o mesmo procedimento onde os objetos foram unidos e exportados para o formato vetorial.

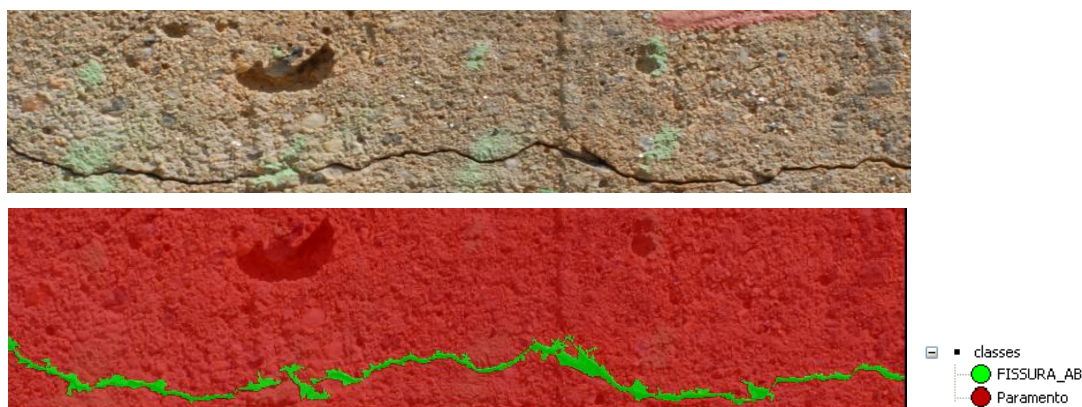


Figura 5.16 – Classificação final da fissura do encontro da margem direita, com o primeiro método

Para se poder saber as suas características, os objetos foram igualmente exportados com um mesmo conjunto de atributos referidos anteriormente, ou seja a área (mm²), o comprimento (mm) e a largura (mm). Com este ficheiro final o utilizador consegue, através da ferramenta de medição, saber o valor da largura da fissura. Com esse valor será possível tirar ilações de quanto a fissura em estudo aumentou ao longo do tempo. Para esta análise também foi fornecido um ficheiro vetorial que contém a fissura da época de referência. Assim, foi possível efetuar a medição da evolução da fissura do encontro da margem direita, por exemplo na sua zona intermédia, notando-se um aumento de aproximadamente 0,8 mm como se pode visualizar na Figura 5.17.

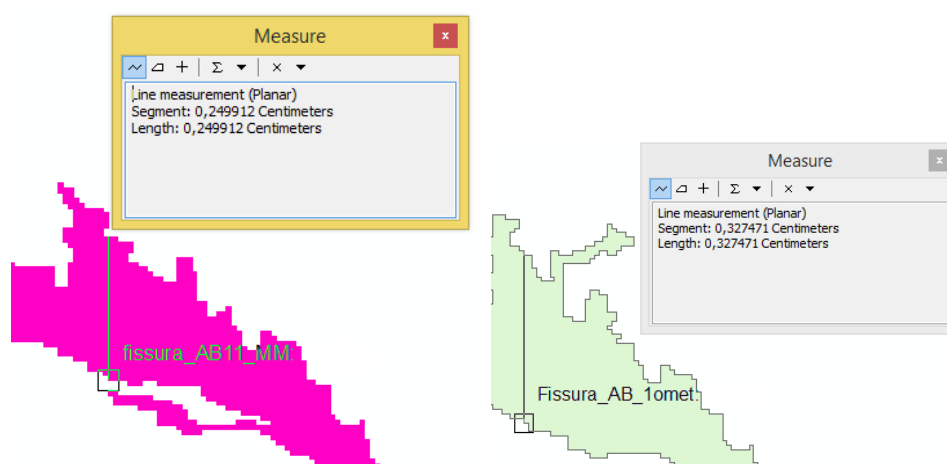


Figura 5.17 – Medição da evolução da fissura do encontro da margem direita; época de referência (esquerda) e época 1 (direita)

A fissura do reservatório de água foi a mais fácil de isolar quase nem sendo preciso o uso do ficheiro binário do esqueleto. Mas como a função de classificação criada ainda capta alguns objetos pertencentes ao paramento, nomeadamente píxeis escuros do relevo do paramento, foi necessária a criação da imagem binária do esqueleto da fissura (Figura 5.18). Por isso, a junção

da imagem binária do esqueleto fez toda a diferença, sendo capaz de isolar apenas a fissura em causa.

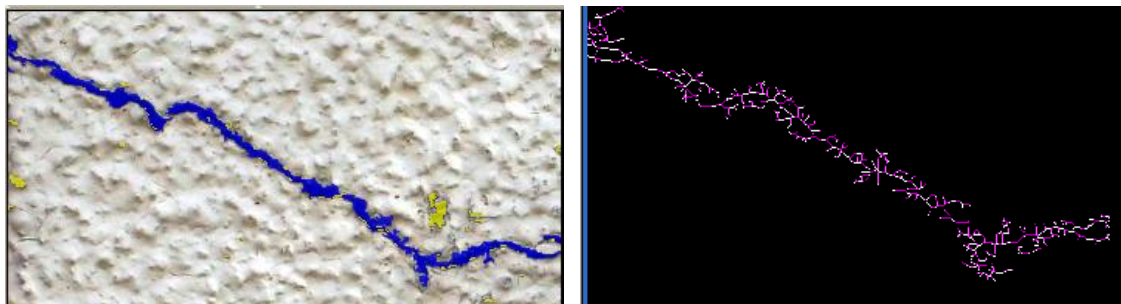


Figura 5.18 – Interseção do esqueleto com a classificação

Seguindo o mesmo procedimento dos restantes casos de estudo foi possível isolar a zona pertencente à fissura na classe respetiva, como se pode ver na Figura 5.19.

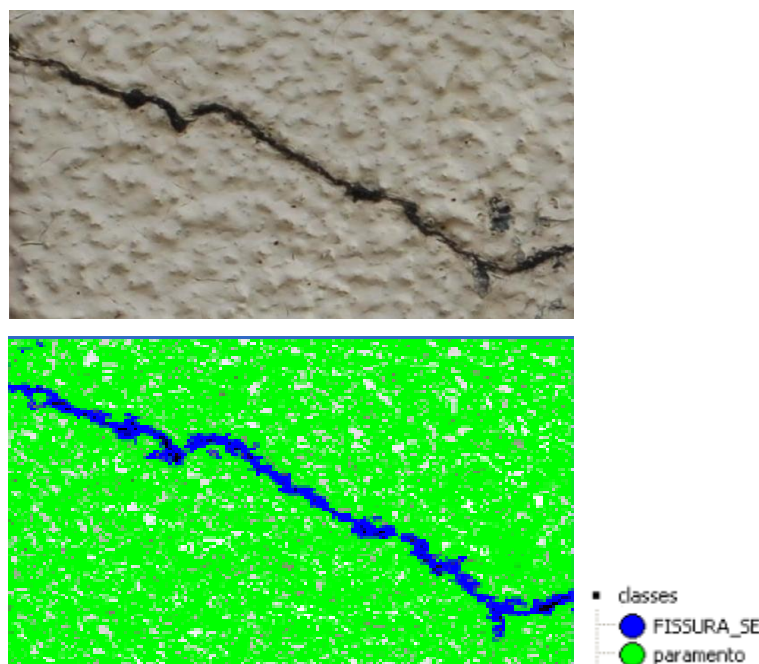


Figura 5.19 – Classificação final da fissura do reservatório de água com o primeiro método

Foram exportadas as mesmas características para um ficheiro como realizado para as restantes fissura, sendo então possível medir a sua largura, como é apresentado na Figura 5.20.



Figura 5.20 – Medição da evolução da fissura do Seixal

Como se pode ver, este método apenas teve resultados satisfatórios nas duas últimas fissuras, tal deveu-se ao facto de na zona onde se encontra a fissura do encontro da margem esquerda o paramento ter um grande nível de variedade de cores e formas, o que faz com que não haja uma forma automática de encontrar apenas a fissura.

Para efetuar uma análise das classificações realizadas foi construída a matriz de confusão de modo a visualizar a exatidão destas.

Tabela 5.5 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem direita (1º método)

	Paramento	Fissura	Total	Exactidão utilizador (%)
Paramento	97	3	100	97
Fissura	3	27	30	90
Total	100	30	130	
Exactidão produtor (%)	97	90		
Exatidão Global (%)			95,4	

É possível visualizar, pela Tabela 5.5, que o desempenho deste algoritmo é muito bom, refletindo-se na sua precisão global de aproximadamente 95%. Entre as duas classes catalogadas é possível concluir que ambas foram classificadas com a mesma exatidão.

Tabela 5.6 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem esquerda (1º método)

	Paramento	Fissura	Total	Exatidão utilizador (%)
Paramento	96	3	99	96,9
Fissura	15	15	30	50
Total	111	18	129	
Exatidão produtor (%)	86,5	83,3		
Exatidão Global (%)			86,1	

A Tabela 5.6 permite tirar uma conclusão que já se tinha tirado apenas olhando para o resultado da classificação: o algoritmo de classificação do 1º método apresenta um desempenho razoável para a fissura presente na margem esquerda. É possível visualizar que de 30 objetos escolhido aleatoriamente apenas metade foi classificado como fissura. Facto que é justificado com a presença de muito ruído à volta da fissura que se confunde com esta. Em termos de exatidão global conclui-se que, no geral, o algoritmo tem um desempenho bom.

Tabela 5.7– Matriz de Contingência da classificação fissura presente no reservatório de água

	Paramento	Fissura	Total	Exatidão utilizador (%)
Paramento	100	4	104	96,2
Fissura	4	26	30	86,7
Total	104	30	134	
Exatidão produtor (%)	96,2	86,7		
Exatidão Global (%)			94,0	

Na última fissura classificada pelo algoritmo construído pelo primeiro método é possível concluir que teve um desempenho muito bom com uma exatidão global de 94% (Tabela 5.7). No que diz respeito à avaliação individual das duas classes era previsível que o algoritmo classificasse de uma boa forma, visto que a fissura sobressai em relação ao paramento.

Calculando os respectivos índices *kappa* para o primeiro método, a imagem com melhor classificação é a imagem de detalhe do encontro da margem direita, como se pode observar na Tabela 5.8. Este facto é evidenciado pelo seu índice *kappa* ser o que apresenta o valor mais elevado.

Tabela 5.8 – Validação de resultados do primeiro método para as imagens de detalhe

Imagem	Exatidão Produtor (%)	Exatidão Utilizador (%)	Exatidão Global (%)	Coefficiente Kappa
Detalhe do encontro da margem direita - 1º método	93,5	93,5	95,4	0,87
Detalhe do encontro da margem esquerda - 1º método	84,9	73,5	86,0	0,55
Detalhe Depósito em Seixal	91,4	91,4	94,0	0,83

5.2.3 – Resultados do segundo método do processamento radiométrico da cobertura de detalhe

Com uma função de distância presente é possível encontrar todos os polígonos a uma distância de 1 pixel do polígono da fissura da época de referência, para os quais é possível que a fissura se tenha propagado. É segmentada a imagem das diferenças, e sob essa segmentação é aplicada a função de classificação Brilho para ser possível restringir os objetos encontrados à volta da fissura que possivelmente pertencem ao crescimento entre épocas, pois sabe-se que os objetos mais claros correspondem à diferença entre épocas. Deste modo esses polígonos são isolados para uma classe DIF_FIS, que trata das diferenças captadas à volta da fissura da época de referência, como se pode observar na Figura 5.21.

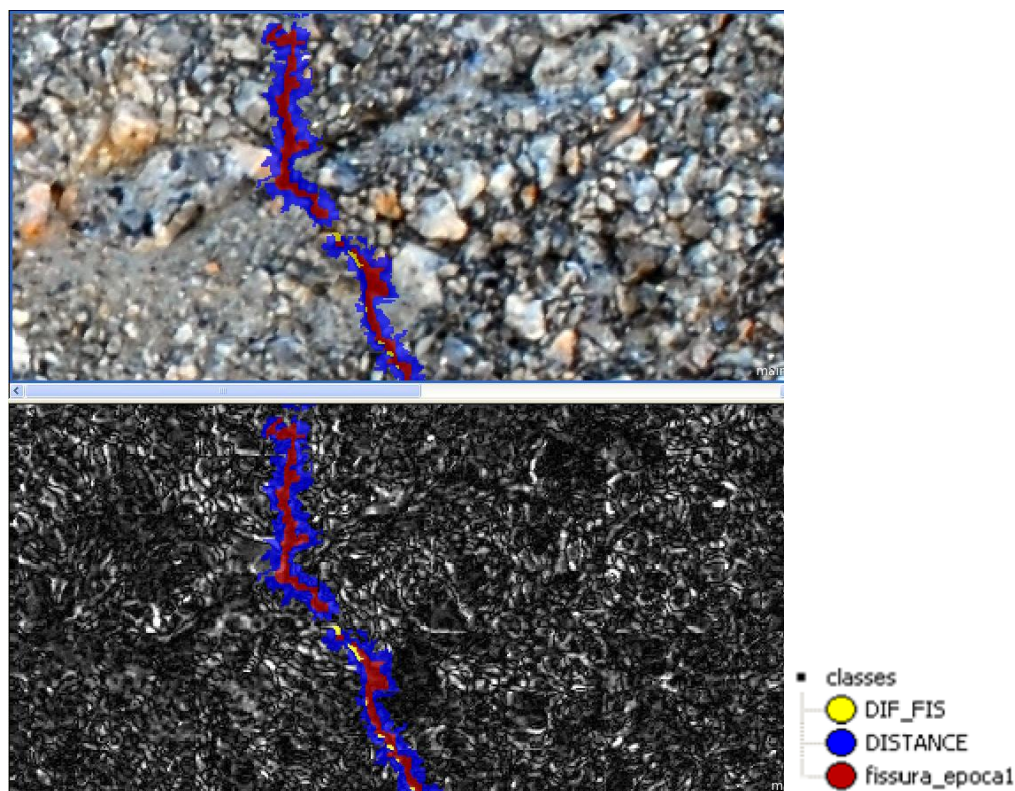


Figura 5.21 – Objetos captados com a função de classificação distância

Para se poder fazer a comparação entre épocas foi realizada uma fusão entre o polígono da época de referência e os polígonos da diferença pertencentes ao crescimento da fissura, de forma a se obter um polígono final da fissura da época 1. A Figura 5.22 ilustra o ficheiro vetorial final que foi exportado de forma a se poder verificar o crescimento. Tomou-se a decisão de incluir os restantes objetos numa classe chamada paramento.

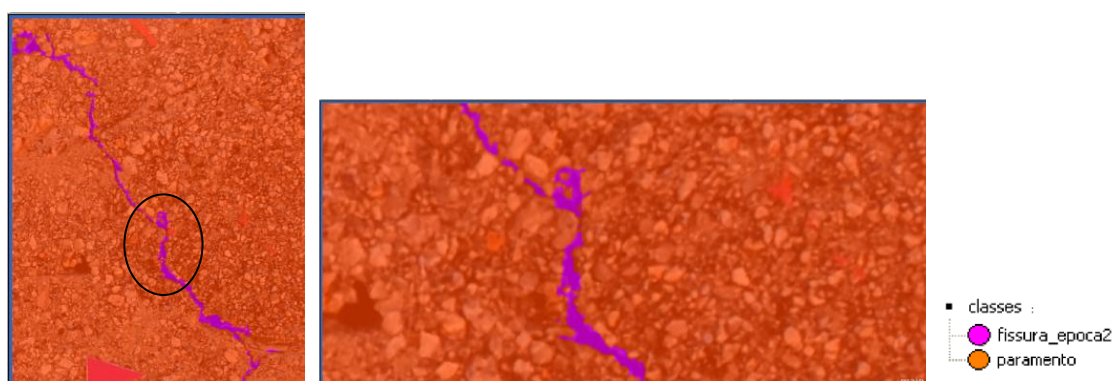


Figura 5.22 – Imagem a classificação final da fissura do encontro com a margem esquerda; zoom da classificação

O mesmo procedimento foi realizado para a fissura do encontro da margem direita. Aplicando o algoritmo é necessário ajustar os limiares anteriormente utilizados devido à diferença de homogeneidade e de luminosidade do paramento naquela zona. Como é possível ver na Figura 5.23, mesmo com um limiar restrito, muitos objetos são captados ao longo da fotografia.

Isto também se poderá dever ao facto desta zona do paramento ter presente algumas sombras, que resultam em diferenças em relação à imagem da primeira época.. Desta forma, repetiu-se o procedimento da fissura do encontro da margem esquerda e aplicou-se a função de distância para identificar os objetos que se encontravam à volta da fissura.

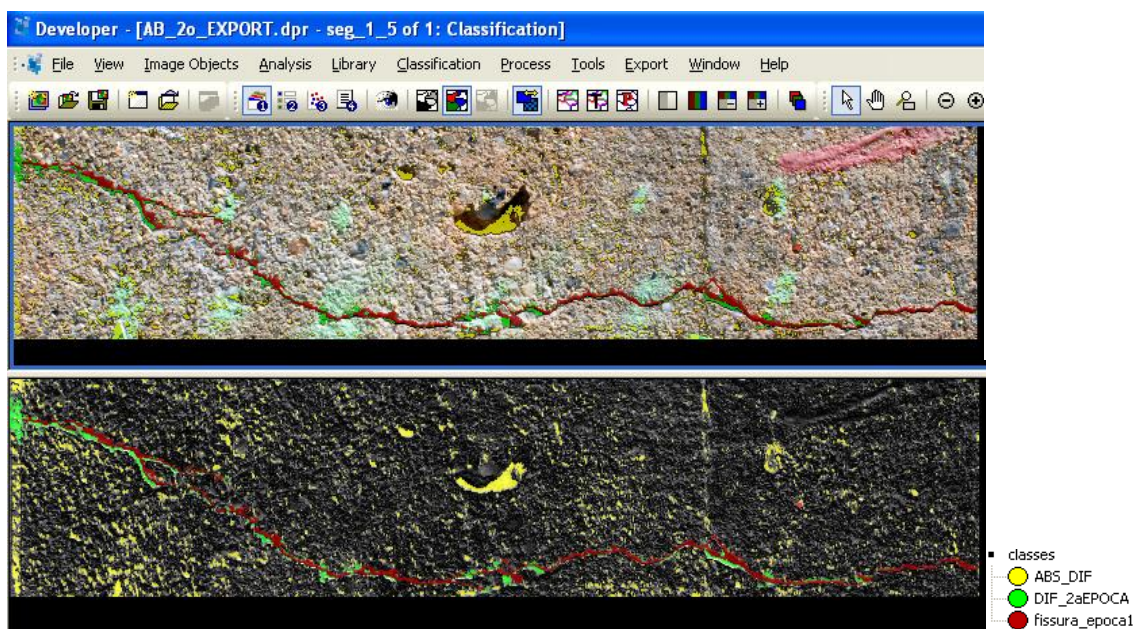


Figura 5.23 - Fissura da margem direita isolada com o algoritmo do segundo método

Ao aplicar a mesma técnica de distância ao ficheiro vetorial da época de referência para seleccionar os objetos à volta da fissura, foi possível juntar esses objetos num ficheiro final contendo a delimitação da fissura para a época 1 (Figura 5.24).

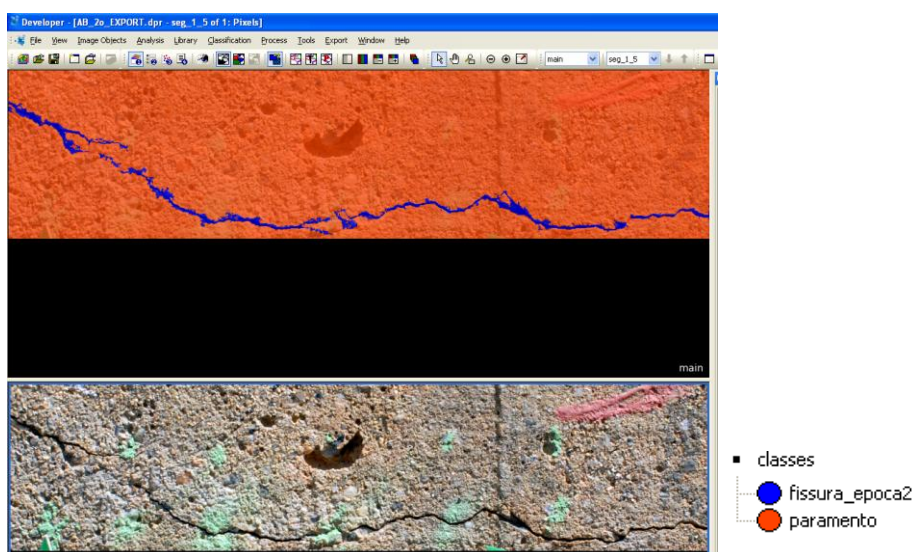


Figura 5.24 – Imagem a classificação final da fissura do encontro com a margem direita

Para a verificação da qualidade da classificação, foram escolhidos entre 30 a 50 polígonos nas imagens de detalhe, consoante a extensão da fissura.

A partir da matriz de confusão foram novamente calculadas diversas medidas de qualidade.

Pela Tabela 5.9 é possível tirar com ilação o facto que o desempenho do algoritmo ser satisfatório, com cerca de 80% de exatidão global. Isto reflete-se no facto do algoritmo só ter classificado a fissura de forma correta em 60% dos casos.

Tabela 5.9 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem direita (2º método)

	Paramento	Fissura	Total	Exatidão utilizador (%)
Paramento	100	0	100	100
Fissura	12	18	30	60
Total	112	18	148	
Exatidão produtor (%)	89,3	100		
Exatidão Global (%)			79,7	

Quando à classificação da fissura presente na margem esquerda, é possível ver, pela Tabela 5.10 que o algoritmo foi mais eficaz que na fissura da margem direita, visto que obteve um exatidão global de aproximadamente 93%. A nível de classificação da fissura, tem um desempenho bom com cerca de 83% dos casos bem classificados.

Tabela 5.10 – Matriz de Contingência da classificação fissura presente na margem esquerda (2º método)

	Paramento	Fissura	Total Linha	Exactidão utilizador (%)
Paramento	102	5	107	95,3
Fissura	5	25	30	83,3
Total Coluna	107	30	137	
Exactidão produtor (%)	95,3	83,3		
Exatidão Global (%)			92,7	

Por fim, foi calculado o coeficiente *kappa* de modo a comparar os dois casos. A análise das medidas de avaliação retiradas da matriz de confusão permite concluir que a nível de exatidão global a imagem da fissura da margem direita apresenta pior resultados, mas um coeficiente superior que o caso da fissura da margem esquerda (Tabela 5.11).

Tabela 5.11 – Validação de resultados do segundo método para as imagens de detalhe

Imagem	Exatidão Produtor (%)	Exatidão Utilizador (%)	Exatidão Global (%)	Coefficiente Kappa
Detalhe do encontro da margem direita - 2º método	94,6	80,0	79,7	0,86
Detalhe do encontro da margem esquerda - 2º método	89,3	89,3	92,7	0,79

Comparando os dois métodos é possível visualizar que o primeiro método é mais eficaz para a imagem da fissura da margem direita e o segundo método para a imagem da fissura da margem esquerda. Este facto é mais visível pois a imagem pertencente à fissura da margem esquerda possui muito ruído, tendo melhor performance o algoritmo que adiciona objetos da diferença.

Entre os dois métodos criados, o primeiro acaba por ser o que é mais adequado para estas classificações, visto obter uma exatidão global de todas as imagens classificadas que ronda os 90%.

6. Conclusões

6.1. Conclusões Finais

A IVisA é um método de extrema utilidade para a monitorizar várias obras de engenharia civil, visto que permite um controlo a nível milimétrico, como também elimina a necessidade de eventual dano da obra.

Para que este trabalho seja realizado para épocas futuras é necessário uma correção geométrica que seja bem realizada e abaixo da resolução da imagem. Isto porque uma das dificuldades passou pelo facto de as fotografias não se encontrarem completamente sobrepostas, facto evidenciado quando se exportou a classificação para o formato vetorial e se observou um ligeiro desvio entre a imagem e a classificação.

Um dos pontos cruciais deste trabalho passou por garantir um correção rigoroso entre as imagens para que fosse possível obter um bom resultado final. É possível ver nos Resultados que foi necessário o uso de muitos pontos de controlo para se obterem mosaicos e imagens de detalhe completamente sobrepostas. Conclui-se que esta metodologia poderá ser melhorada de forma a não se utilizar menos pontos de controlo dos que foram utilizados e da mesma forma se garantir uma boa correção geométrica para todos os produtos finais desejados.

A análise das medidas de avaliação retiradas da matriz de confusão, permite concluir que a classificação dos mosaicos do paramento da barragem é menos eficiente do que a classificação das imagens de detalhe, facto evidenciado pelos valores da exatidão do produtor e do utilizador e pelo baixo valor do coeficiente *kappa* para o primeiro caso.

Da comparação entre os métodos de classificação adotados para as imagens de detalhe, é possível concluir que o primeiro método classifica melhor a fissura presente na margem direita, pois apresenta exatidão global e índice *kappa* superior, o que significa que houve melhor classificação por parte do algoritmo. O segundo método apresenta um algoritmo que classifica a fissura da margem esquerda com um desempenho melhor que na fissura da margem direita. Aliás era de esperar que este algoritmo classificasse melhor que o do primeiro método, visto que esse classificava muitos objetos como fissura, em vez de paramento.

Uma das grande limitações de ambos os algoritmos é a presença de sombras e ruído, fazendo com que haja um grande trabalho prévio antes de se classificarem as imagem. O primeiro método necessita que seja eliminadas a priori essas discontinuidades e no segundo método necessita que não hajam diferenças de luminosidade entre épocas, visto que esse facto é reflectido na imagem das diferenças.

Em conclusão, é possível identificar todas as patologias presentes no paramento da barragem, quer a nível de cobertura geral como a nível das coberturas de detalhe com precisão adequada. Para este estudo é preferível a utilização do primeiro método pois apresenta melhores resultados que o segundo.

O facto do algoritmo criado com o primeiro método ter sido bem adaptado ao reservatório de água é possível concluir que esse método tem a possibilidade de se adaptar a imagens de fissuras, sendo possível um bom desempenho apenas mudando os limiares das funções de classificação. Fica em evidência que esta imagem do reservatório de água teve um desempenho muito bom devido ao facto do paramento ser de cor claro, apresentando um grande contraste com a fissura.

É possível exportar a classificação e ser feita uma medição do aumento entre épocas em ambos os métodos, concluindo que estes métodos são ideais para a monitorização de fissuras em crescimento. Quando realizada a medição entre épocas é possível ver um aumento que interessa para este estudo, tendo em conta os valores dos intervalos que permitem classificar a largura das fissuras.

Contudo um dos problemas claramente visíveis ao longo do estudo foi a necessidade de se dispor de imagens nas duas épocas adquiridas na mesma época do ano, para minimizar os efeitos negativos das diferentes condições de luminosidade. Este facto é de extrema importância, visto que aplicando o algoritmo a imagens com as mesmas características radiométricas é possível identificar a evolução das patologias sem grandes alterações aos limiares de corte das funções de classificação do algoritmo.

Finalmente, conclui-se que a IVisA é uma metodologia útil para inspecionar obras de engenharia, sendo para este estudo possível identificar todas as patologias presentes no paramento da barragem, quer a nível de cobertura geral quer a nível das coberturas de detalhe com uma precisão adequada. É um método de fácil utilização, que pode ser conhecido e aperfeiçoado. Esta metodologia permite acompanhar a evolução das patologias e o estado de degradação da obra, tomar decisões relativas à sua manutenção, entre outros.

6.2. Perspetivas Futuras

Para a criação dos algoritmos foi necessário um grande esforço no que diz respeito às imagens que iriam ser introduzidas nas aplicações informáticas utilizadas. Um dos grandes contratempos encontrados foi o facto das imagens terem sido tiradas em estações do ano diferentes e a horas diferentes do dia. Isto faz com que as condições de luminosidade não sejam as ideais para a realização de um trabalho de acompanhamento temporal.

Uma grande parte do pré-processamento foi a procura de formas de contrariar as limitações provenientes das condições de aquisição para se poder retirar as sombras ou relevos do paramento encontrados, sendo solucionado para este trabalho um corte da imagem para apenas se encontrar a zona de detalhe das fissuras.

Sugere-se para épocas futuras que, na aquisição de fotografias, estas sejam obtidas quando o paramento se encontrar completamente à sombra. Também será possível ser preparada a área de detalhe em estudo, pintando o paramento para evidenciar a fissura.

A experiência realizada, pela primeira vez, de comparação entre duas épocas para avaliar a capacidade da IVisA para a monitorização de patologias em paramentos de barragens de betão, permitiu verificar que os problemas geométricos decorrentes do facto de a infraestrutura de aquisição de imagens não ser fixa e permanente introduz muitas dificuldades na fase de processamento que justificam as seguintes recomendações:

- investimento na infraestrutura de aquisição de imagens, que deve ser fixa, ter a possibilidade de recolher imagens com uma frequência pré-estabelecida e, inclusivamente ter a capacidade de transferência automática das imagens para um servidor na obra ou remoto;
- preparação prévia da zona a monitorizar, pintando a superfície de branco de modo a aumentar o contraste entre a fissura e o background.

Estas recomendações são fáceis de implementar na obra e vão ter um grande impacto na rapidez do processamento e na qualidade dos produtos finais.

Referências Bibliográficas

- Bings Maps (2015) : <http://www.bing.com/maps/> acedido em janeiro de 2015
- Bonfim,T., Bastos,M. (2012) " Sistema Integrado de Monitoramento Visual de Subestações de Energis Elétrica" Projeto Piloto da CTEEP – Companhia de Transmissão de Energia Elétrica Paulista
- Bueno, M., Stemmer, M., Borges, P. (2000) "Inspeção Visual Automática de Peças Cerâmicas via Inteligência Artificial ", *Cerâmica Industrial*, v.5, n.5 - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica PPGEEL - UFSC
- Bruno,L., Parla,G., Celauro,C. (2011) "Image analysis for detecting aggregate gradation in asphalt mixture from planar images" *Construction and Building Materials*, Vol. 28, Nº1, pp 21–30
- Casals-Carrasco, P.,Kubo,S.,BabuB.M,(2000) "Application of Spetral Mixture Analysis for Terrain Evaluation Studies" *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 21, Nº16, pp 3039-3055
- CNPGB (2015) : Comissão Nacional Portuguesa das GrandesBarragens: <http://cnpgeb.apambiente.pt/> acedido em janeiro de 2015
- Chan, T., Vese,L. "Active Contours Without Edges" *Image Processing, IEEE Transactions on*, Vol. 10, Nº. 2, pp. 266–277.
- Chen, Z., Derakhshani, R., Halmen, C., Kevern, J. (2011) "A Texture-based Method for Classifying Cracked Concrete Surfaces from Digital Images using Neural Networks" *Neural Networks (IJCNN), The 2011 International Joint Conference on*, pp 2632 - 2637
- Chen, ZhiQiang and Tara C. Hutchinson (2010) "Image-Based Framework for Concrete Surface Crack Monitoring and Quantification" *Advances In Civil Engineering*, Vol. 2010
- Congalton, R.G. e K. Green (2009) "Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and praticies. CRC Press, 2.^a edição, Boca Raton, Estados Unidos da América
- Doihara,T., Hirono,K. (1992) "Crack Measuring System Based on Hierarchical Image Processing Technique" *Oda Asia Air Survey Co., Ltd., Japão*
- Douglas J.,(1990) "Evaluating concrete cracking by measuring crack width", Haavik Consulting Engineer, La Habra, California
- Fonseca, A., J.C. Fernandes (2004) "Detecção Remota", Lidel – Edições Técnicas, Ida, Lisboa, Portugal.
- Fujita,Y., Mitani,Y., Hamamoto,Y., (2006) "A Method for Crack Detection on a Concrete Structure", *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on* , Vol. 3 , pp. 901 - 904, Japão

- Gao, Y. Mas, J.F. (2006) "A Compararison of The Performance of Pixel-Based and Objet-Based Classifications Over Images with Various Spatial Resolutions", *Journal of Earth Sciences*, Vol.2, Nº1, pp. 27-35
- Gong, M., L. Jiao, L. Bo, L. Wang and X. Zhang (2008) "Image Texture Classification Using a Manifold-distance-based Evolutionary Clustering Method" *Optical Engineering*
- Gordan, Mihaela, Ovidiu Dancea, Aurel Vlaicu, Ioan Stoian and Odysseas Tsatos (2008) – Computer Vision Support Tool for assessing Concrete Hydro-Dams Surface Deterioration assessment and visualization using fuzzy sets and pseudo-coloring", *Automation, Quality and Testing, Robotics, 2008.IEEE International Conference on*, Vol.3, pp.207 - 212
- Jónatas Valença (2011) "Monitorização do Estado de Conservação de Estruturas de Betão por Processamento de Imagem e Análise Multi-Espetral", Tese de Doutoramento, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra
- LNEC(2011) "Memorando sobre a inspeção visual assistida de paramentos de barragens de betão", Relatório 399/2011 – NGA/DBB.
- LNEC (2012a) "Inspeção Visual Assistida por Fotografia Digital: aplicação às encostas da Barragem de Foz Tua", Relatório 356/2012 – NGA/NFOS
- LNEC (2012b) "Barragem do Covão do Meio: Campanha de Referência para a Inspeção Visual Assistida", Relatório 351/2012 – NGA/DBB.
- LNEC (2013) "Aplicação das Técnicas de Inspecção Visual Assistida na Monotorização de Ensaios de Flexão até à Rotura de Vigas de Madeira", Relatório 453/2013 – NGA/DBB.
- LNEC (2015) "Modelos para Estudo do comportamento das Barragens de Betão", http://www.lnec.pt/fotos/editor2/DBB/NMMR/modelos_e_metodos.pdf, acedido em setembro de 2015
- L yra, W.,Silva, E., Araújo, M. e Fragoso, W. (2010) " Classificação Periódica: Um Exemplo Didático para Ensinar Análise de Componentes Principais", Departamento de Química, Universidade Federal da Paraíba, Brasil
- Martins,L. (2013) "Inspeção Visual Automática em Problemas Industriais, Tese de Mestrado", Instituto Superior Técnico da Universidade de Lisboa
- Moreira, A.C (2007) "Comparação da Análise de Componentes Principais e da CATPCA na Avaliação da Satisfação do Passageiro de uma Transportadora Aérea", Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial Universidade de Aveiro
- PCI Geomatics (2012) "Geomatica Help". PCI Geomatics Enterprises, Inc., Ontário, Canadá;
- Portela, E., A. Berberan, S. de Pinho (2002) – Inspeções Visuais em Barragens de Betão. Uma abordagem metodológica. Encontro Nacional Betão Estrutural 2002, Lisboa.

- Portela, E. (2000) "Proposta de uma Metodologia para Sistematização da Informação das Inspeções Visuais em Barragens de Betão", Relatório 46/00 – NO, LNEC, Lisboa.
- Valença, J., D. Dias-da-Costa, E. Júlio e H. Araújo (2011) "Sistema Integrado para Detectar e Caracterizar Fendas em Superfícies de Betão durante Ensaios Laboratoriais", Congresso de Métodos Numéricos em Engenharia 2011, Coimbra.
- Yamaguchi, T. and S. Hashimoto (2009) "Practical Image Measurement of Crack Width for Real Concrete Structure", *Electronics and Communications in Japan*, Vol. 92, No. 10, 2009, Traduzido de Denki Gakkai Ronbunshi, Vol. 127-C, No. 4, Abril 2007, pp. 605–614.
- Zhang, W., Zhang, Z., Qi, D., Liu, Y. (2014) "Automatic Crack Detection and Classification Method for Subway Tunnel Safety Monitoring", *Sensors Journal*, Vol. 14, Nº10, pp. 19307-19328

Anexos

Tabela 1 – Distância focal da objetiva, distância entre a câmara e o paramento e dimensão do pixel à escala do objeto das fotografias da cobertura de detalhe

Fotografia	Distância Focal (mm)	Distância ao objeto (m)	Pixel _{objeto} (mm)
Margem Direita	28	0,403	0,086
Margem Esquerda	28	1,570	0,336
Reservatório de água	50	1,628	0,195

Tabela 2 – Segmentações realizadas para o projeto de isolar o paramento (época de referência e época1)

Parâmetros de Segmentação	Escala	Cor	Forma	Suavidade	Compacidade
Segmentação 1	100	0,5	0,5	0,9	0,1
Segmentação 2	250	0,5	0,5	0,1	0,9
Segmentação 3	400	0,1	0,9	0,1	0,9

Tabela 3 – Limites das funções de classificação para o projeto de isolar o paramento (época 1)

Mosaico	Classe	Função de Classificação	Limiar	
Primeira Época	Paramento	Brilho	144	197
		Tonalidade (Hue_HSI)	0	0,1152
		Densidade	-	1,06
		Relative Border	-	0,5
		GLMC Homogeneidade (45º)	0,0828	0,0923
		Distância eixo Y	-	229
		Área	40000	-
	Fora	Brilho	-	160
		Tonalidade (Hue_HSI)	0,1127	1
		Rácio_Banda 2	0,3406	1

Tabela 4 – Segmentações realizadas para o projeto de classificação das patologias (época de referência e época 1)

Parâmetros de Segmentação	Escala	Cor	Forma	Suavidade	Compacidade
Segmentação 1	100	0,5	0,5	0,1	0,9
Segmentação 2	50	0,9	0,1	0,1	0,9
Segmentação 3	30	0,9	0,1	0,5	0,5

Tabela 5 – Limites das funções de classificação para o projecto de classificação das patologias (época 1)

Mosaico	Classe	Função de Classificação	Limiar	
Primeira Época	Carbonato de Cálcio	GLMC Entropia (all dir)	6,7	8
		GLMC Homogeneidade (all dir)	-	0,1947
		Intensidade (Intensity_HSI)	0,075	-
		Diferença Máxima	-	0,2
	Infiltrações	Brilho	70	149
		Índice de Infiltração	0,72	-
		Índice de Infiltração_2	0,5	0,6053
	Carbonato de Cálcio Intermédio	GLMC Entropia (all dir)	1,6	-
		GLMC Homogeneidade (all dir)	-	0,818
		Distância_Carbonato de Cálcio	0	50
	Infiltrações Intermédio	GLMC Entropia (all dir)	1,6	-
		GLMC Homogeneidade (all dir)	-	0,818
		Distância_Infiltrações	0	75

Tabela 6 – Limites das funções de classificação para o projeto de isolar o paramento (época de referência)

Mosaico	Classe	Função de Classificação	Limiar	
Época de Referência	Paramento	Brilho	130	201
		Tonalidade (Hue_HSI)	0	0,1152
		Assimetria	0,89	-
		Area	1200000	-
	Fora	Brilho	52	130
		Tonalidade (Hue_HSI)	0,1	0,1527
		Racio_Layer 1	0	0,37
		Racio_Layer 2	0,3406	1
		Border Index	2,92	2,93

Tabela 7 – Limites das funções de classificação para o projecto de classificação das patologias (época de referência)

Mosaico	Classe	Função de Classificação	Limiar	
Época de Referência	Carbonato de Cálcio	GLMC Entropia (all dir)	6,7	8
		GLMC Homogeneidade (all dir)	-	0,1947
		Intensidade (Intensity_HSI)	0,075	-
		Diferença Máxima	-	0,2
	Infiltrações	Brilho	70	149
		Índice de Infiltração	0,7312	-
		Índice de Infiltração_2	0,5	0,6053
	Carbonato de Cálcio Intermédio	GLMC Entropia (all dir)	0,985	-
		GLMC Homogeneidade (all dir)	-	0,913
		Distância_Carbonato de Cálcio	0	130
	Infiltrações Intermédio	GLMC Entropia (all dir)	1,6	-
		GLMC Homogeneidade (all dir)	-	0,818
		Distância_Infiltrações	0	75

Tabela 8 – Restrições para a classificação de objectos vizinhos (época de referência)

Mosaico	Classe	Função de Classificação	Limiar	
Época de Referência	Carbonato Cálcio	Brilho	148	-
		Índice de Infiltração_2	0,625	-
	Infiltações	Índice de Infiltração_2	-	0,6126
		Entropia (all dir)	1,8	-

Tabela 9 – Restrições para a classificação de objectos vizinhos (época de referência)

Mosaico	Classe	Função de Classificação	Limiar	
Época de Referência	Carbonato Cálcio	Brilho	156	-
		Índice de Infiltração_2	0,637	-
	Infiltações	Índice de Infiltração_2	-	0,637
		Entropia (all dir)	5,89	-

Tabela 10 – Funções para a criação da função de classificação PCA_normalizada (1º método da cobertura de detalhe)

Função de Classificação	Limiar	
Logaritmo_Brilho	1,325	1,902
Brilho	21,14	74,84
Min-pix-value-L2	13	53
Max-pix-val-L2	43	115
Mean-IN-val-L2	23,71	77,51
Mean-OUT-val-L2	34,40	76,71
Circ-Mean-L2	21,440	94,190
Intensity(HSI)	0,011	0,040
Length-Width	1,000	6,568
Asymmetry	0,075	0,978
Border-index	1,125	3,571
Compatness	1,549	5,219
Density	0,779	2,030
GLCM-Contrast135	738,78	6758,54
GLCM-Entropy135	4,761	8,155
GLCM-StdDev135	42,68	62,13
GLCM-Homog8/11-135	0,281	0,745

Tabela 11 – Segmentações realizadas para o primeiro método de classificação das das fotografias de detalhe normalizada (realizadas para todas as fotografias de detalhe em estudo)

Parâmetros de Segmentação	Escala	Cor	Forma	Suavidade	Compacidade
Segmentação 1	10	0,9	0,1	0,7	0,3
Segmentação 2*	10	0,9	0,1	0,9	0,1

* esqueleto

Tabela 12 – Segmentações realizadas para o segundo método de classificação das fotografias de detalhe (realizadas para todas as fotografias de detalhe em estudo)

Parâmetros de Segmentação	Escala	Cor	Forma	Suavidade	Compacidade
Segmentação 1	5	0,9	0,1	0,9	0,1

Tabela 13 – Dimensão do pixel à escala do objeto e erro médio quadrático do mosaico da época 1

Pixel _{objeto} (m)	EMQ (m)
0,015	0,019

Tabela 14 – Erro médio quadrático das fotografias de detalhe

Fotografia	Pixel _{objeto} (mm)	EMQ (mm)
Margem Direita	0,086	0,079
Margem Esquerda	0,336	0,291
Reservatório de água	0,195	0,191

Artigo submetido na VIII CNCG - VIII Conferência Nacional de Cartografia e Geodesia. Informação Geoespacial para as Gerações Futuras - Oportunidades e Desafios.

Inspeção Visual Assistida de Paramentos de Barragens de Betão

S. Ramos⁽¹⁾, D. Roque⁽²⁾, A. Fonseca⁽³⁾, A. Navarro⁽⁴⁾

¹ Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa (Portugal)

² Laboratório Nacional de Engenharia Civil (Portugal)

³ Laboratório Nacional de Engenharia Civil (Portugal)

⁴ Instituto Dom Luiz/Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa (Portugal)

(sararamos091@gmail.com; droque@lnec.pt; anafonseca@lnec.pt; acferreira@fcul.pt)

Palavras-chave: Processamento Digital de Imagem, Inspeção Visual Assistida

Resumo

A comunicação apresenta um estudo de aplicação de técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI) à inspeção visual de obras de engenharia, neste caso particular, o paramento da barragem do Covão do Meio na Serra da Estrela.

A Inspeção Visual Assistida consiste no levantamento fotográfico e na monitorização da evolução de patologias através da aplicação de algoritmos de Processamento Digital de Imagem. O estudo consistiu no processamento e classificação de várias imagens do paramento da barragem. A identificação e classificação dos diferentes objetos presentes nas imagens permitem uma caracterização mais objetiva das patologias do que a classificação convencional pixel a pixel. Para tal, foi utilizado o software eCognition que realiza uma análise e classificação orientada por objetos de imagens numéricas. Os resultados obtidos provaram que, desta forma, é possível encontrar várias variáveis que permitem identificar e caracterizar as patologias para que posteriormente seja analisada a sua evolução. Os resultados obtidos numa 2ª campanha foram comparados com os de uma campanha de referência, de forma a poder identificar alterações entre as duas épocas.

As técnicas de PDI utilizadas para este estudo contribuíram para efetuar uma avaliação da evolução de patologias entre as duas campanhas e desenvolver uma solução automática para a sua deteção, identificação e quantificação, assim como um método para a sua monitorização ao longo do tempo.

1. Introdução

A Inspeção Visual Assistida (IVisA) é um método não destrutivo de monitorização da saúde estrutural da obra. O principal objetivo deste tipo de monitorização é o desenvolvimento de uma solução automática de deteção, identificação e quantificação de danos, assim como a sua monitorização ao longo do tempo (Chen and Tara, 2010). Neste tipo de inspeção são utilizadas imagens numéricas e geradas representações digitais 2D do paramento, sobre as quais se realiza a quantificação do dano.

Nestas imagens podem ser detetadas, localizadas, classificadas e quantificadas anomalias, podendo atingir-se um ou mais destes objetivos em função dos métodos de aquisição e processamento de imagem adotados. Numa metodologia de sistematização da informação das inspeções visuais, proposta no LNEC (Portela, 2000; Portela et al., 2002) as fissuras são caracterizadas à custa dos parâmetros: localização, extensão, abertura, desenvolvimento, evolução, orientação e continuidade no bloco.

Neste trabalho, o método da IVisA foi aplicado a fotografias digitais de paramentos de barragens de betão, tendo sido utilizada como objeto de estudo a barragem do Covão do Meio, no concelho de Seia. Foram consideradas uma cobertura fotográfica geral do paramento de jusante e coberturas de detalhe de fissuras selecionadas. Foi feito um estudo de comparação dos resultados obtidos no processamento geométrico e na classificação de fotografias da campanha de aquisição de imagens para IVisA de outubro de 2011, de referência (época 00) e os resultados de uma segunda campanha realizada em 2013 (época 01), através de métodos de Processamento Digital de Imagem. O objetivo é efetuar uma avaliação da evolução das patologias entre as duas épocas, usando técnicas de deteção de alterações (change detection) (LNEC, 2012a).

Os tipos de anomalias mais importantes a monitorizar são fissuras na superfície do paramento e repasses. As aberturas de fissuras a monitorizar são classificadas em intervalos, de 0 a 0,2 mm, de 0,2 mm a 2,0 mm e superiores a 2,0 mm (LNEC, 2011). Outros efeitos associados, tais como lascagem, percolação, movimento e exsudação, são úteis para a caracterização do dano e podem também ser identificadas, classificadas e quantificadas nas imagens. Os repasses são caracterizados pela localização, orientação, extensão, idade, estado, existência e tipo de depósitos (LNEC, 2011). As metodologias desenvolvidas poderão ser adaptadas à inspeção de outros órgãos da barragem tais como encontros, parte emersa do paramento de montante, galerias, maciços de fundação, encostas a montante e a jusante da barragem (e as estruturas dos órgãos de segurança e exploração). (LNEC, 2012b)

2. Descrição do Trabalho

2.1 Área de Estudo

A Barragem de Covão do Meio localiza-se no concelho de Seia do distrito da Guarda em Portugal, tendo entrado em funcionamento em 1953.

É uma barragem de betão com uma parte da estrutura em arco e outra de gravidade. Possui uma altura de 31,5 m acima da fundação (25 m acima do terreno natural), um comprimento de coroamento de 300 m e um volume

de betão de 9 x 1000 m³. É uma barragem que é utilizada como fonte de energia e de derivação (CNPGB,2015).

2.2 Aquisição e Processamento geométrico de imagens

O estudo realizado foi dividido em duas fases: análise de imagens de toda a extensão do paramento da barragem e análise de imagens de detalhe de fissuras.

Para o estudo da cobertura geral do paramento foram utilizadas fotografias adquiridas com uma câmara digital Nikon do modelo D200 existente no LabImagem do LNEC, que pode ser utilizada com objetivas, da marca Nikkor de diferentes distâncias focais. Para este trabalho foi usada a objetiva com distância focal de 35 mm. A câmara foi estacionada num pilar da rede de observação geodésica da barragem situado, aproximadamente, a 90 m do paramento. As fotografias adquiridas foram utilizadas para a construção de um mosaico, ou seja, foi construída uma única imagem onde é visível todo o paramento. Nesta fase foi usado um conjunto de seis fotografias que abrangiam todo o paramento e que apresentavam sobreposição entre elas. O processamento foi realizado com o módulo OrthoEngine do *software* Geomatica. A Figura 1 ilustra o mosaico final.



. **Figura 1** – Mosaico construído com o conjunto de seis fotografias

De seguida foi realizado o correlisto do mosaico da época 01 com o mosaico construído para época de referência (época 00) com as fotografias adquiridas a partir do mesmo pilar e com a mesma objetiva. O mosaico da época de referência foi previamente correlistado com um ficheiro vetorial do alçado da barragem, associado a um sistema de coordenadas métrico. O correlisto do mosaico referente à época 01 foi realizado no *software* ArcGis 10.2 através da identificação de pontos homólogos nos dois mosaicos

Por fim, de modo a verificar a qualidade do correlisto, seleccionaram-se 18 pontos de verificação à custa dos quais se determinou o erro médio quadrático. (Equação 1)

$$EMQ = \sqrt{\frac{\sum((x_{dia\ 0} - x_{dia\ 1})^2 + (y_{dia\ 0} - y_{dia\ 1})^2)}{n-1}} \quad (1)$$

Onde x_{dia0} e y_{dia0} são referentes à época de referência e x_{dia1} e y_{dia1} à época 01. O controlo de qualidade deu origem a um EMQ de 19 milímetros, inferior da dimensão do píxel, à escala do objeto, como seria desejável

Para a identificação e monitorização de fissuras de forma mais detalhada, a resolução espacial das fotografias da cobertura geral do paramento da barragem é insuficiente. Para tal foram adquiridas novas fotografias com a câmara estacionada num tripé que se posicionou a curta distância do paramento da barragem. Para esta análise foram fotografadas fissuras que se encontravam próximas dos encontros com as margens, tendo sido anotada a distância a que se estacionou o tripé, o que permitiu o cálculo da dimensão dos pixéis nas fotografias. A imagem da margem direita tinha resolução espacial, no objeto, de 0,086 milímetros e a da margem esquerda 0.33 milímetros.

À semelhança do trabalho realizado para a cobertura geral, as fotografias da cobertura de detalhe foram corregistadas com as fotografias adquiridas na campanha de referência, de modo a realizar o estudo da evolução de cada fissura. Nesta fase tornou-se extremamente importante o facto de se associar um sistema de coordenadas às fotografias, etapa necessária para a medição das alterações, entre épocas, verificadas entre as duas épocas. Para tal foi calculada a diferença entre as imagens, usando o módulo Minus do ArcGis, de modo a obter uma imagem com a evolução de cada fissura.

2.3. Processamento radiométrico de imagens

Foi possível visualizar, *à priori*, várias patologias como infiltrações e manchas de carbonato de cálcio no mosaico construído. Neste caso o principal objetivo foi a deteção das patologias com maior dimensão que a resolução espacial das fotografias utilizadas para cada cobertura.

O objetivo final deste estudo é dispor de um algoritmo de fácil utilização para uma classificação automática das patologias nas imagens do paramento. O algoritmo realiza o processamento em duas fases: (1) uma segmentação orientada por objetos das imagens e (2) uma classificação dos objetos em função do tipo de patologia. Depois de construído o algoritmo, este foi aplicado às coberturas fotográficas da época de referência e da época 01, tendo sido adaptados os limiares das funções de classificação, de acordo com a radiometria de cada imagem.

Nesta fase do trabalho foi utilizado o eCognitionDeveloper 8 (TrimbleNavigation). Este *software* realiza, numa primeira fase, a segmentação de imagens em objetos. O *software* aglutina os píxeis em objetos, em função de critérios previamente estabelecidos, gerando polígonos que delimitam os objetos, sendo estes posteriormente classificados. Um dos parâmetros fixados é a escala da segmentação, que está relacionada com a variabilidade máxima de valores radiométricos admitidos no interior de cada objeto. A cor e a forma são também parâmetros de grande relevância, sendo complementares entre si: uma segmentação em que seja atribuído um peso elevado à cor, terá, obrigatoriamente, um peso baixo para a componente relacionada com a forma. Esta última pode ainda ser dividida em duas propriedades: a suavidade, apropriada para gerar objetos com ramificações, e a compacidade, que permite a formação de objetos compactos quando lhe é dado um peso elevado (LNEC,2012b).

É possível realizar novas segmentações a partir de segmentações prévias, ou seja, após uma segmentação é possível agregar ou dividir os objetos segundo um novo fator de escala. Foi este o procedimento que se utilizou para obter uma segmentação adequada para se classificar os mosaicos da

cobertura geral nas duas épocas. O *software* fornece uma lista alargada de funções de classificação que utilizam a radiometria, a forma, a textura e as relações de vizinhança entre objetos de forma a poder atribuí-los às classes pré-estabelecidas (tipos de patologias).

Foi realizada uma segmentação de forma a separar rocha e vegetação do resto do paramento, com uma escala 100, onde se deu igual peso à cor e forma, mas mais peso à compacidade. Para agrupar os objetos que se encontravam demasiado divididos, foram realizadas duas segmentações com fatores de escala superiores, que, juntamente com funções de textura e de radiometria permitiram isolar o paramento da barragem.

O método desenvolvido para a classificação de patologias foi aplicado apenas aos objetos já identificados como paramento. Estes objetos foram segmentados com uma escala inferior para detetar os objetos menores que representam as patologias de pequena dimensão e foi atribuído um peso elevado à cor e à suavidade, tendo em vista a deteção de objetos com forma pouco compacta, como são a maioria das patologias visíveis no mosaico da cobertura geral (LNEC,2012b). Depois de terem sido identificadas as funções de classificação de tonalidade e do rácio entre a banda verde e o somatório de todas as bandas para a identificação da tipologia das patologias foi necessário realizar alguma edição manual para eliminar algum ruído resultante do processo de classificação.

Um dos principais problemas na aplicação ao mosaico da época 01 do algoritmo de classificação utilizado no mosaico da época de referência, é o facto de as fotografias terem sido adquiridas com diferentes condições de iluminação, tendo sido necessário ajustar os diversos limiares de corte das funções, nomeadamente nas funções brilho (*Brightness*) e tonalidade (*Hue*).

No processamento radiométrico das fotografias de detalhe foram utilizados dois métodos de comparação entre épocas: (1) um método que classifica os objectos com o auxílio de uma imagem binária do esqueleto da fissura e (2) um método que utiliza a imagem da diferença entre épocas para atualizar o contorno da fissura obtido para a época de referência.

Para o primeiro método foram usadas as fotografias das fissuras próximas dos encontros da barragem com as margens. Para poder ter uma forma de confirmar a desempenho do algoritmo foram realizados testes numa terceira fotografia, com as mesmas características e resolução de 0.19 milímetros, da parede de um depósito de água do Município do Seixal. Nesta tinha sido previamente delineada com sucesso uma fissura, que foi utilizada como informação de controlo.

O primeiro método de classificação foi desenvolvido para a fissura localizada no encontro da margem direita e foi posteriormente aplicado à fotografia situada no encontro da margem esquerda.

Selecionadas as funções de classificação que melhor isolavam a fissura em questão, registaram-se os valores destas funções para alguns objetos pertencentes às classes que se pretende diferenciar. Os valores dos limites de corte foram inseridos num programa em MATLAB, desenvolvido no LNEC, que utiliza a Análise por Componentes Principais (ACP) para calcular os novos limiares. Verificou-se que a primeira componente principal permitia

uma boa separação entre os objetos das várias classes. Por isso, foi construída uma nova função de classificação no eCognition correspondente a essa componente principal, tendo sido calculado o seu valor para todos os objetos da imagem, possibilitando, assim, a identificação de todos os objetos de fissura. Um dos fatores positivos desta nova função de classificação consiste na sua aplicabilidade às restantes fotografias de fissuras, sendo apenas necessário o ajuste dos seus limares de corte.

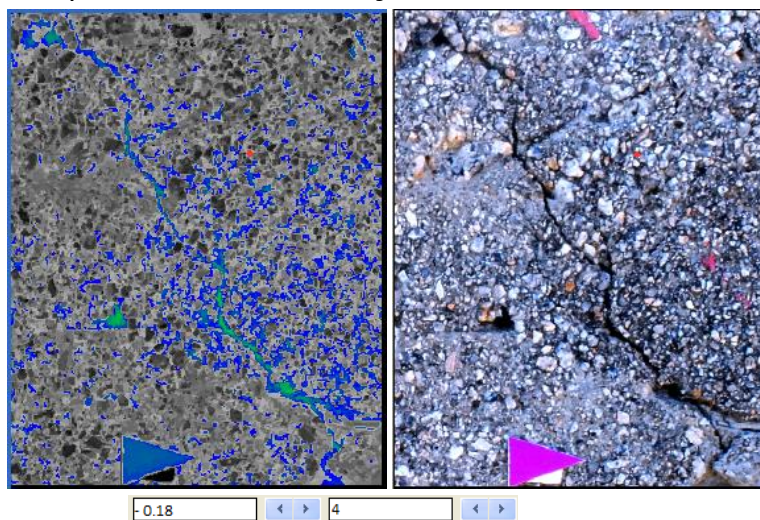


Figura 2 – Variável PCA_normalizada para a fissura do encontro da margem esquerda.

Na Figura 2 está ilustrada a função de classificação PCA_normalizada (ACP normalizada) aplicada para a imagem da fissura do encontro da margem esquerda onde os valores perto do valor -0.18 estão coloridos a azul e os valores superiores a verde.

Como o algoritmo de classificação, apesar de otimizado, deu origem a uma classificação com algum ruído, foi desenvolvido um procedimento de pós processamento para resolver o problema. Foi gerada em MATLAB uma imagem binária do esqueleto da fissura que, por interseção com o resultado da classificação permitiu identificar os objetos classificados como fissura, que pertenciam na realidade à fissura, eliminando assim o ruído.

É possível visualizar, na Figura 3, que também foram identificados elementos de betão que se encontravam a volta da fissura. Isto deve-se ao facto da criação do esqueleto para esta fissura também envolver esses pormenores, ficando com uma classificação ainda com ruído.

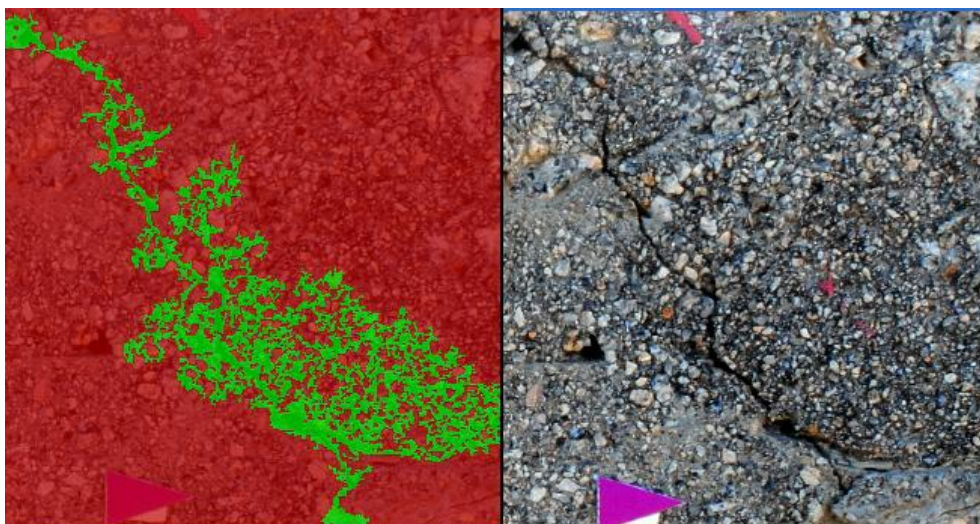


Figura 3 – Primeiro método de classificação (Fissura no encontro da margem esquerda)

Foi possível aplicar o algoritmo para as restantes imagens das fissuras, sendo preciso ajustar os limiares da função de classificação PCA_normalizada.

No segundo método, foi utilizada a imagem da diferença entre épocas gerada no ArcGis. Este método parte do pressuposto que entre as duas épocas houve alterações, logo a imagem da diferença permite identificar os objetos com alterações e adicioná-los aos polígonos das fissuras respetivas identificadas na época de referência.

Este algoritmo foi construído com uma segmentação da imagem que ilustra a área de estudo, sendo necessário inicialmente classificar a fissura da época de referência, por exemplo através do método anterior, para de seguida serem adicionados os objetos da diferença. Na Figura 4 é possível visualizar os objetos da diferença.



Figura 4 – Imagem de diferenças entre épocas gerada para a fissura do encontro da margem esquerda

Foi imposta uma restrição de apenas classificar os objetos que se encontrem junto ao contorno da primeira época. Como passo final do algoritmo, os objetos tanto da fissura na primeira época como da diferença são agregados numa classe intitulada de "fissura da segunda época".

O algoritmo foi aplicado à imagem da fissura presente no encontro da barragem com a margem esquerda, sendo também necessária a alteração dos limiares da função de classificação das diferenças. Na Figura 5 é possível visualizar o resultado final.

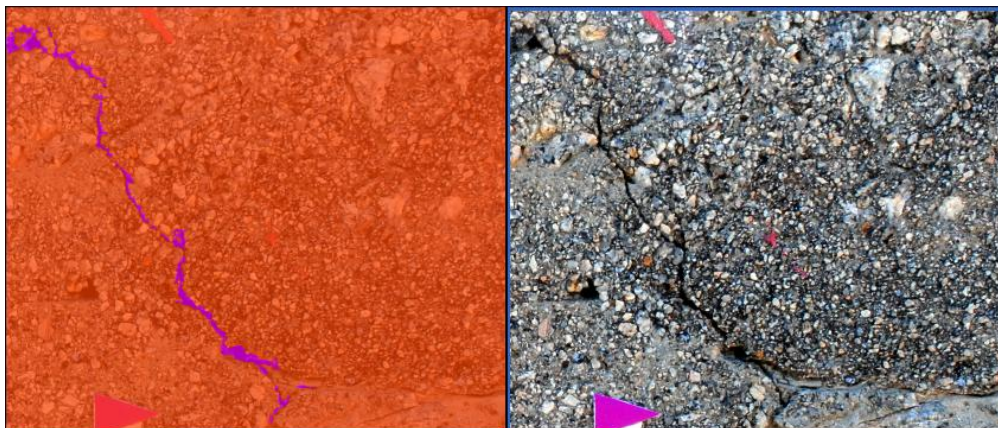


Figura 5 – Segundo método de classificação (Fissura do encontro da margem direita)

Foi também possível aplicar o algoritmo à imagem da fissura presente no encontro da barragem com a margem direita, sendo preciso, como no primeiro método, alterar os limiares da função de classificação das diferenças.

3. Resultados e Conclusões

Para avaliar a fiabilidade dos métodos propostos foi realizada uma avaliação da qualidade dos resultados da classificação/identificação das fissuras, à custa de uma matriz de confusão para cada classificação. A matriz é construída à custa de amostras de objetos conhecidos (colunas) que são comparados com a classe que o algoritmo atribuiu a cada objeto (linhas).

Para a construção da matriz foi preciso gerar um número de polígonos. Desta forma e consoante a "regra de ouro" (Congalton and Green,(2009)) é necessário um mínimo de 50 amostras para cada uma das classes identificadas (neste caso, Infiltrações e Carbonato de Cálcio). No entanto para o paramento foi preciso aumentar este número visto que as 50 amostras (polígonos) não cobriam toda a área de interesse. Com o mesmo raciocínio foram escolhidos entre 30 a 50 polígonos nas imagens de detalhe, consoante a extensão da fissura.

A partir da matriz de confusão foram calculadas diversas medidas de qualidade como a precisão do produtor, a precisão do utilizador, o erro de comissão e o de omissão e por fim, o coeficiente kappa de concordância. A análise das medidas de avaliação retiradas da matriz de confusão, permite concluir que não existe uma grande discrepância na classificação entre épocas (Quadro 1).

Quadro 1 – Avaliação da precisão: Precisão do Produtor, do Utilizador e coeficiente *Kappa*.

Imagem	Precisão Produtor (%)	Precisão Utilizador (%)	Precisão Global (%)	Coeficiente Kappa (%)
Mosaico época referência	79.9	81.5	82.8	64.8
Mosaico 2ª época	80.5	82.3	83.0	69.4
Detalhe margem direita - 1º método	93.5	93.5	93.4	87.0
Detalhe margem esquerda - 1º método	84.9	73.5	86.1	54.6
Detalhe Seixal	91.4	91.4	94.0	82.8
Detalhe margem direita - 2º método	94.6	80.0	79.7	86.3
Detalhe margem esquerda - 2º método	89,3	89,3	92.7	78.7

A análise das medidas de avaliação retiradas da matriz de confusão, permite concluir que a classificação dos mosaicos do paramento da barragem é menos eficiente do que a classificação das imagens de detalhe, facto evidenciado pelos valores da precisão do produtor e do utilizador e pelo baixo valor do coeficiente kappa.

A comparação dos dois métodos de classificação das imagens de detalhe, permitiu concluir que o 2º método gera melhores resultados, facto este evidenciado pelo baixo valor do coeficiente kappa (54.6%), resultante da aplicação do primeiro método à imagem da fissura no encontro da barragem com a margem esquerda. Tal deve-se ao facto de existir muito ruído à volta da fissura, o que torna difícil conseguir isolar somente a fissura em questão.

Em conclusão, é possível identificar todas as patologias presentes no paramento da barragem, quer a nível de cobertura geral quer a nível das coberturas de detalhe com uma precisão adequada.

Neste estudo concluiu-se que é preferível a utilização do segundo método pois apresenta melhores resultados que o primeiro. Desta forma, foi possível efetuar a medição da evolução da fissura, por exemplo na sua zona intermédia, notando-se um aumento de aproximadamente 2.5 milímetros como se pode visualizar na Figura 6.

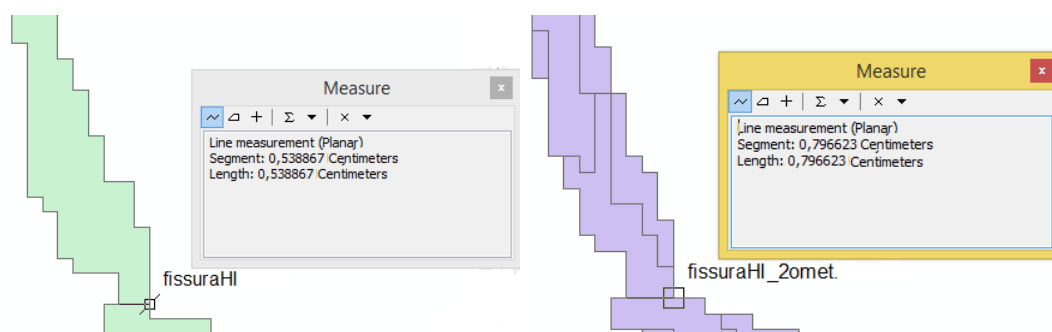


Figura 6 – Medição do crescimento da fissura do encontro da margem direita

Um dos problemas claramente sentidos ao longo deste estudo foi a necessidade de se dispor de imagens nas duas épocas que fossem adquiridas na mesma época do ano, bem como no mesmo período do dia, para minimizar os efeitos negativos das diferentes condições de luminosidade. Este facto é de extrema importância, visto que aplicando o algoritmo a imagens com as mesmas características radiométricas é possível identificar a evolução das patologias sem grandes alterações aos limiares de corte das funções de classificação do algoritmo.

Referências Bibliográficas

- Chen, ZhiQiang and Tara C. Hutchinson (2010) – Image-Based Framework for Concrete Surface Crack Monitoring and Quantification. *Advances In Civil Engineering*. Hindawi Publishing Corporation, Volume 2010, Article ID 215295, 18 Pages Doi:10.1155/2010/215295.
- Comissão Nacional Portuguesa das Grandes Barragens, CNPGB (2015) - <http://cnpgb.apambiente.pt/>
- Congalton,R.,Green,K., (2009) -Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data Principles and Practices,Second Edition
- LNEC (2011). – “Memorando sobre a inspeção visual assistida de paramentos de barragens de betão”. Relatório LNEC N.º 399/2011 – NGA/DBB, Laboratório Nacional de Engenharia Civil, Lisboa
- LNEC (2012a). – “Inspeção Visual Assistida por Fotografia Digital: aplicação às encostas da Barragem de Foz Tua”. Relatório LNEC N.º 356/2012 – NGA/NFOS, Laboratório Nacional de Engenharia Civil, Lisboa.
- LNEC (2012b). - “Barragem do Covão do Meio: Campanha de Referência para a Inspeção Visual Assistida”. Relatório LNEC N.º 351/2012 – NGA/DBB, Laboratório Nacional de Engenharia Civil, Lisboa.
- Portela, E., A. Berberan, S. de Pinho (2002) – Inspeções Visuais em Barragens de Betão. Uma abordagem metodológica. Encontro Nacional Betão Estrutural 2002, Lisboa.
- Portela, E. (2000) – Proposta de uma Metodologia para Sistematização da Informação das Inspeções Visuais em Barragens de Betão. Relatório 46/00 – NO, LNEC, Lisboa.